

Metodología para el análisis de sensibilidad de los localizadores de fallas ante los parámetros de modelado del sistema de potencia

Natalia Alzate González

Universidad Tecnológica de Pereira
Maestría en Ingeniería Eléctrica
Pereira, Risaralda
Febrero de 2016

**Metodología para el análisis de sensibilidad de los localizadores de fallas ante los
parámetros de modelado del sistema de potencia**

Natalia Alzate González

Tesis presentada como requisito preliminar para aspirar al título de
Magíster en Ingeniería Eléctrica

Director:
Ph.D. Juan José Mora Flórez

Universidad Tecnológica de Pereira
Maestría en Ingeniería Eléctrica
Pereira, Risaralda
Febrero de 2016

Nota de aceptación

Ph.D. Juan José Mora Flórez
Director de la tesis

Ph.D. Alejandro Garcés Ruiz.
Jurado

Ph.D. Mauricio Granada Echeverri
Jurado

Ph.D. Andrés Escobar Mejía
Director programa de Maestría
en Ingeniería Eléctrica

Agradecimientos

A Dios por iluminar mi camino. A mi madre Isabel Cristina González por todo el amor incondicional que me da. A mi padre Alvaro Alzate por la ayuda brindada durante toda la carrera. A mis abuelos: Liria Hoyos y Libardo González por acompañarme y guiarme. Al ingeniero Juan José Mora por todo el apoyo y a todos mis amigos por la motivación brindada.

Gracias.

Natalia Alzate González

Índice general

1. Introducción.....	9
1.1 Motivación.....	9
1.2 Definición del problema	9
1.3 Objetivos.....	10
1.3.1 Objetivo general	10
1.3.2 Objetivos específicos	10
1.4 Propuesta de solución	11
1.5 Aportes del proyecto de grado.....	12
1.6 Estructura del documento	13
2. Aspectos teóricos.....	14
2.1 Análisis de sensibilidad	14
2.2 Técnicas de muestreo.....	15
2.2.1 Latin hypercube	15
2.2.2 Algoritmo de búsqueda Tabú	15
2.3 Simulación automática de fallas	16
2.4 Métodos de localización de fallas.....	18
2.5 Técnicas de sensibilidad	18
2.5.1 Análisis de regresión	18
2.5.2 Análisis de la varianza (ANOVA).....	19
3. Metodología propuesta.....	22
3.1 Realizar la técnica de muestreo	22
3.1.1 Algoritmo de propagación traslacional.....	25
3.1.2 Algoritmo de búsqueda Tabú	29
3.2 Ejecutar la variación automática de parámetros	31
3.3 Ejecutar la simulación automática de fallas	32
3.4 Evaluar el método de localización.....	32
3.5 Evaluar la técnica de sensibilidad.....	34
3.5.1 Análisis de regresión	34
3.5.2 Rangos de transformación	34
3.5.3 Análisis de la varianza (ANOVA).....	35
3.5.4 Técnica Sobol	38

4. Aplicación de la metodología propuesta.....	42
4.1 Descripción de los sistemas de prueba	42
4.2 Validación del criterio heurístico	44
4.2.1 Validación utilizando el MBM	44
4.2.2 Validación utilizando el MBC	46
4.3 Validación del algoritmo de propagación traslacional y la búsqueda Tabú	48
4.3.1 Validación utilizando el MBM	48
4.3.2 Validación utilizando el MBC	52
4.4 Validación de las técnicas de sensibilidad implementadas.	55
4.4.1 Validación utilizando el MBM	56
4.4.2 Validación utilizando el MBC	59
5. Conclusiones y recomendaciones	63
5.1 Conclusiones generales y recomendaciones	63
5.2 Trabajos futuros	65
Bibliografía.....	66

Índice de figuras

Figura 2.1. Estructura genérica de la simulación automática de fallas.....	16
Figura 3.1. Metodología desarrollada para el análisis de sensibilidad.	23
Figura 3.2. Técnica de muestreo implementada.	24
Figura 3.3. División del espacio total para $n=9$ y $s=2$	25
Figura 3.4. Aumento del espacio $n=5$ y $s=2$ al espacio $n'=9$ y $s=2$	26
Figura 3.5.a. Puntos en el espacio $dh1$	27
Figura 3.5.b. Arreglo del espacio total para $n=9$ y $s=2$	27
Figura 3.6. Puntos más cercanos al centro del espacio.....	28
Figura 3.7. Ejemplo de un vecino creado con el algoritmo de búsqueda Tabú.....	30
Figura 3.8. Ejemplo de los coeficientes Beta obtenidos para los MBM	41
Figura 3.9. Ejemplo de los coeficientes Beta obtenidos para los MBC.	41
Figura 4.1. Sistema IEEE de 34 nodos	43
Figura 4.2. Sistema de 34.5 kV	43
Figura 4.3. Validación del criterio heurístico utilizando MBM. Escenario 1.	44
Figura 4.4. Validación del criterio heurístico utilizando MBM. Escenario 2	45
Figura 4.5. Validación del criterio heurístico utilizando MBM. Escenario 3	45
Figura 4.6. Validación del criterio heurístico utilizando MBC. Escenario 1	47
Figura 4.7. Validación del criterio heurístico utilizando MBC. Escenario 2	47
Figura 4.8. Validación del criterio heurístico utilizando MBC. Escenario 3.	48
Figura 4.9. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 1	49
Figura 4.10. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 2.	50
Figura 4.11. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 3	50
Figura 4.12. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 4	51
Figura 4.13. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 1	52
Figura 4.14. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 2	53
Figura 4.15. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 3	53
Figura 4.16. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 4	54
Figura 4.17. Análisis de sensibilidad para el MBM utilizando análisis de regresión.....	56
Figura 4.18. Análisis de sensibilidad para el MBM utilizando rangos de transformación...	57
Figura 4.19. Análisis de sensibilidad para el MBM utilizando análisis de la varianza	58
Figura 4.20. Análisis de sensibilidad para el MBM utilizando la técnica Sobol.....	59
Figura 4.21. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando el análisis de regresión.....	60
Figura 4.22. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando rangos de transformación ...	60
Figura 4.23. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando la técnica ANOVA	61
Figura 4.24. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando la técnica Sobol.....	61

Lista de tablas

Tabla 2.1. Tipos de fallas..... 17

Tabla 4.1.Rangos de incertidumbre de los parámetros de modelado. 43

Capítulo 1

1. Introducción

1.1 Motivación

El estudio de la calidad y confiabilidad de la energía eléctrica empezó a tener gran importancia para las empresas operadoras de red y para los usuarios, gracias a las exigencias de los entes de regulación. Entre los aspectos más importantes de la calidad se tiene en cuenta el servicio al cliente, la forma de onda y la continuidad del suministro de energía [MORA06]. Éste último es el principal aspecto de esta investigación.

La continuidad del suministro de energía se ve afectada principalmente por la ocurrencia de fallas debido a diferentes eventos estocásticos como descargas atmosféricas, ruptura de aislamiento, contacto de animales o aspectos técnicos como falta de mantenimiento o deterioro de los elementos del sistema. Por lo tanto, para mantener la continuidad del suministro de energía y reducir el tiempo de duración de las interrupciones, se emplean dos tipos de métodos en sistemas de distribución: los métodos de localización de fallas basados en el modelo (MBM) y los métodos de localización de fallas basados en el conocimiento (MBC). Los MBM utilizan la topología del sistema y los valores de tensión y corriente de las fuentes de generación para determinar la distancia a la falla mediante un proceso iterativo. Los MBC utilizan la minería de datos y el aprendizaje de la máquina para indicar la zona donde se encuentra la falla. Sin embargo, ambos métodos tienen el inconveniente de la alta dependencia de los parámetros de modelado, de la dependencia de la calidad de los datos y de los altos costos de validación en entornos reales.

Con el fin de robustecer los métodos de localización de fallas y de ajustarlos antes de implementarlos en un sistema de distribución, se implementa una metodología de análisis de sensibilidad global, la cual estudia el comportamiento de los métodos de localización ante diferentes estados operativos que puedan ocurrir en un sistema típico de distribución y determina los parámetros de modelado que más afectan su desempeño.

1.2 Definición del problema

La calidad de la energía eléctrica es un aspecto cada vez más importante para las empresas operadoras de red, debido a las exigencias de los clientes y del ente regulador, ya que existen penalizaciones en caso de no cumplir con los índices de confiabilidad establecidos.

En el ámbito mundial se utilizan los índices SAIFI (*System Average Interruption Frequency Index*) y SAIDI (*System Average Interruption Duration Index*) como indicadores de continuidad del suministro de energía eléctrica. El primero indica la frecuencia de las interrupciones y el segundo indica la duración de las interrupciones. En el caso de Colombia, la calidad del servicio se mide a través de los indicadores de

calidad FES y DES. Ambos índices están regulados por la CREG mediante la resolución 179 de 2014 [CREG14].

Una de las estrategias de los operadores de red para mantener la calidad y continuidad de la energía eléctrica, se fundamenta en determinar de forma rápida y confiable el lugar de la falla, para así tomar las medidas necesarias para restablecer el servicio de energía a los usuarios. Para localizar la falla de manera inmediata se utilizan los métodos de localización de fallas, los cuales ayudan a reducir la duración de las interrupciones, cumpliendo un papel fundamental en la rápida restauración del servicio [SALI11].

En sistemas de transmisión con equipos instalados en ambos extremos de la línea, el problema de localización de fallas está ya resuelto con metodologías de localización basadas en ondas viajeras, componente fundamental y componentes de alta frecuencia. Sin embargo, en sistemas de distribución, debido al alto costo de implementación, las cargas intermedias, la no homogeneidad de las líneas, el desbalance de la carga y medidas disponibles en un solo terminal de la línea, no se pueden implementar directamente las metodologías mencionadas anteriormente [MORA06].

Por lo tanto, para sistemas de distribución de energía eléctrica, las investigaciones más recientes se enfocan principalmente en dos clases de métodos: los métodos basados en el modelo (MBM) y los métodos basados en el conocimiento (MBC). Ambos métodos tienen el problema de la alta dependencia a los parámetros de modelado del sistema de distribución (magnitud de la carga, factor de potencia, longitud del conductor, resistividad del terreno, temperatura de los conductores, magnitud y ángulo de la tensión de la fuente, frecuencia, entre otros). Por lo anterior, se necesita una validación de la base de datos, para conocer el valor adecuado de los parámetros de modelado en cada instante de tiempo, lo cual es un problema complejo en un sistema típico, debido al tamaño del sistema, la calidad de la información y la incertidumbre de las variables.

En esta tesis se realiza un análisis de sensibilidad a los MBM y los MBC, para determinar los parámetros de modelado que más afectan el desempeño de los métodos de localización, con el fin de ajustarlos y así crear localizadores más robustos.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Desarrollar y validar una metodología de análisis de sensibilidad que permita determinar la influencia que tienen los parámetros de modelado de un sistema de distribución, en las metodologías de localización de fallas basadas en el modelo y en el conocimiento.

1.3.2 Objetivos específicos

Los objetivos específicos propuestos son:

- a) Definir y analizar los parámetros de un sistema de distribución real que deben ser variados para realizar un análisis adecuado de sensibilidad.
- b) Estudiar e implementar varias técnicas de muestreo óptimas, que permitan disminuir el costo computacional.

- c) Analizar varias estrategias para el análisis de sensibilidad, que permitan determinar el efecto de la variación de los parámetros de modelado en el desempeño de los localizadores de fallas.
- d) Realizar el análisis de sensibilidad a métodos basados en el modelo y en el conocimiento para determinar su desempeño.
- e) Implementar varias técnicas de sensibilidad que permitan determinar los parámetros de modelado que más afectan al desempeño de los localizadores de fallas.
- f) Realizar pruebas de análisis de sensibilidad para validar la metodología propuesta en sistemas típicos de distribución de energía eléctrica.
- g) Integrar las herramientas desarrolladas en un aplicativo.
- h) Documentar la investigación realizada.

1.4 Propuesta de solución

La metodología propuesta para el análisis de sensibilidad determina los parámetros de modelado del sistema de distribución (magnitud y desbalance de la tensión en la fuente, magnitud de la carga, factor de potencia, longitud de la línea, resistividad del terreno, temperatura del conductor y frecuencia) que más afectan el desempeño de los MBM y los MBC en sistemas de distribución radiales y sistemas con generación distribuida. Adicionalmente, se pueden analizar métodos de localización que utilicen medidas de tensión y corriente en la subestación o métodos de localización que utilicen también medidas adicionales (medidas de tensión y corriente en nodos diferentes a la subestación).

El primer paso para el desarrollo de la metodología es el muestreo del espacio total utilizando un algoritmo de propagación traslacional y una búsqueda Tabú [GALL08]. Esta técnica genera una matriz de incertidumbres, donde cada fila indica un estado operativo del sistema y cada columna indica el porcentaje en el que varía cada parámetro. La búsqueda Tabú se utiliza para maximizar la distancia entre los puntos, garantizando una distribución uniforme del espacio muestreado.

Después del desarrollo y adaptación de la técnica de muestreo, se crean varios estados operativos, y se simulan fallas en cada uno de ellos para obtener los registros de fallas de tensiones y corrientes en la subestación. Estos registros son los datos de entrada a los métodos de localización. Finalmente, con los errores obtenidos por los métodos de localización y la matriz de estados operativos obtenida en la técnica de muestreo se evalúa la técnica de sensibilidad.

La técnica de sensibilidad es un procedimiento estadístico que genera una medida cuantitativa indicando la importancia de una variable de entrada, respecto a la salida. En la literatura hay varias técnicas lineales y no lineales para analizar la relación entre variables en un modelo dado. Algunas de las técnicas de sensibilidad más utilizadas son: análisis de regresión, rangos de transformación, método de Sobol y análisis de la varianza (ANOVA) [SALT00]. Para realizar un adecuado análisis de sensibilidad se compararon estas cuatro técnicas para determinar cuál presenta mejores resultados para los métodos de localización.

1.5 Aportes del proyecto de grado

Como aportes de esta investigación, se destaca:

1. Desarrollo de una técnica de muestreo compuesta por un algoritmo traslacional y una búsqueda tabú que maximiza la distancia entre los puntos, garantizando que la muestra obtenida represente completamente el espacio total.
2. Criterio heurístico para determinar la cantidad de estados operativos óptimos, que se deben muestrear de acuerdo a la dimensión del espacio vectorial.
3. Implementación y comparación de varias técnicas de sensibilidad para realizar un análisis adecuado de los métodos de localización.

Adicionalmente, en la herramienta de sensibilidad se realizaron los siguientes ajustes:

- a) Identificar líneas subterráneas y modificar algunos de sus parámetros de modelado como la frecuencia, la longitud del conductor y la resistividad del terreno.
- b) Identificar cargas de tipo impedancia constante, potencia constante y corriente constante y modificar algunos de sus parámetros de modelado con la magnitud de la carga y el factor de potencia.
- c) Variar la magnitud de la carga de manera independiente o global. Si se varía la magnitud de la carga de manera independiente, entonces se aumentan las columnas de la matriz de estados operativos de acuerdo al número de cargas del sistema y se trabaja cada una como un parámetro independiente, lo cual garantiza que todas las cargas varían en porcentajes diferentes. Por el contrario, si se varía de manera global, todas las cargas varían en el mismo porcentaje.
- d) Variar la longitud de la línea de manera independiente o global. Se aplica el mismo concepto mencionado anteriormente.
- e) Ingresar la frecuencia como un parámetro de modelado a analizar, para poderla variar dentro del rango permitido por las empresas operadoras del sistema de potencia.
- f) Variar la configuración de la línea en triangular, bandera horizontal o bandera vertical.
- g) Ingresar la temperatura del conductor como un parámetro de modelado a analizar, el cual se varía por medio de la resistencia DC del conductor.
- h) Ajustar la herramienta de simulación automática de fallas para que obtuviera medidas de tensión y corriente en pre-falla y falla en nodos diferentes a la subestación.
- i) Modificar la herramienta de simulación automática de fallas para que trabajara con sistemas de generación distribuida obteniendo los registros de tensión y corriente en todas las fuentes de generación.

Los productos que se obtienen de la investigación son:

1. N. Alzate-González, J. Marín-Quintero, J. Mora-Flórez. “Metodología y aplicativo para análisis de la variación de parámetros en los localizadores de fallas”. Artículo publicado en la revista *Scientia et Technica* de la Universidad Tecnológica de Pereira, Junio de 2014.
2. N. Alzate-González, J. Mora-Flórez, S. Pérez-Londoño. “Methodology and software for sensitivity analysis of fault locators”. Artículo presentado en el congreso Latinoamericano “IEEE T&D-LA 2014”, en Medellín, Colombia, Septiembre 2014.
3. N. Alzate-González, A. Zapata-Tapasco, J. Mora-Flórez. “Evaluation of two knowledge-based fault locators for power distribution systems”. Artículo presentado en el VIII Simposio Internacional sobre calidad de la energía eléctrica “SICEL 2015”, en Valparaíso, Chile, Noviembre 2015.
4. N. Alzate-González, S. Pérez-Londoño, J. Mora-Flórez. “Sensitivity analysis of fault locators in power distribution systems considering distributed generation”. Artículo presentado en el VIII Simposio Internacional sobre calidad de la energía eléctrica “SICEL 2015”, en Valparaíso, Chile, Noviembre 2015.

1.6 Estructura del documento

El documento está dividido en cinco capítulos. El primer capítulo es introductorio y en él se expone la motivación del proyecto, la definición del problema, los objetivos generales y específicos, la propuesta de solución y los principales aportes de la investigación.

En el capítulo dos se presentan los aspectos teóricos necesarios para el desarrollo de esta investigación. Inicialmente se presenta la teoría del análisis de sensibilidad y las clases de análisis que existen. Posteriormente se presenta la técnica de muestreo latin hypercube y el algoritmo de búsqueda Tabú. En la parte final se presentan los métodos de localización de fallas y las técnicas de sensibilidad.

En el capítulo tres se presenta la descripción de la metodología implementada y se explica detalladamente cada una de las etapas que se deben seguir para realizar el análisis de sensibilidad de los métodos de localización.

En el capítulo cuatro se muestra la validación de la metodología propuesta. Inicialmente se describe el sistema de prueba utilizado y se presentan las pruebas y resultados de la validación del criterio heurístico, la técnica de muestreo y las técnicas de sensibilidad.

En el capítulo cinco se presentan las conclusiones de esta investigación, las recomendaciones y los trabajos futuros que surgen de este proyecto y finalmente en el Anexo A se presenta el manual de usuario de la herramienta implementada y su proceso de instalación.

Capítulo 2

2. Aspectos teóricos

En esta sección se presentan los aspectos teóricos necesarios para el desarrollo de esta investigación.

2.1 Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad es un estudio cuantitativo o cualitativo de las relaciones que existen entre la información que entra y sale de un modelo, determinando los parámetros de entrada que más influyen en la variabilidad de la salida, y que por lo tanto, deben ser estudiados y analizados para fortalecer el modelo bajo estudio. Este análisis es utilizado para incrementar la confianza en el modelo y para investigar su robustez [SALT04].

Los métodos para realizar un análisis de sensibilidad se agrupan principalmente en tres clases: los métodos de selección, los métodos locales y los métodos globales. Los métodos de selección se utilizan para identificar un conjunto de parámetros que afectan la salida, utilizando poco esfuerzo computacional. Sin embargo, tienen como inconveniente que proporcionan una medida cualitativa y no cuantitativa. Los métodos locales de análisis de sensibilidad se concentran en un impacto local de los parámetros de entrada, por lo cual todos los parámetros varían dentro de un rango de incertidumbre muy pequeño. Este método se puede considerar como un caso particular del OAT (*one at a time*), que es un procedimiento donde se varía solamente un parámetro al tiempo y los otros se mantienen constantes. Finalmente en el análisis de sensibilidad global, todos los parámetros de entrada son variados al mismo tiempo, dentro de rangos de incertidumbre diferentes, determinando de manera cuantitativa los parámetros de entrada que más afectan el desempeño del modelo [BERT14].

El análisis de sensibilidad global presenta dos ventajas principalmente, la primera es poder definir los rangos de variación de cada uno de los parámetros sin ninguna restricción, y la otra ventaja es poder estimar la importancia de cada parámetro, variando todos al mismo tiempo.

En general, un análisis de sensibilidad tiene cinco pasos principalmente [SALT00]:

- a) Determinar los parámetros de entrada que se van a analizar.
- b) Asignar un rango de variación a cada parámetro de entrada.
- c) Generar una matriz de estados operativos a través de una técnica de muestreo.
- d) Evaluar la muestra en el modelo.
- e) Analizar los resultados del modelo usando una técnica de sensibilidad.

El análisis de sensibilidad crea varios estados operativos variando los parámetros de entrada y evalúa el comportamiento del modelo ante estas variaciones. Este análisis se realiza para representar circunstancias reales como medidas erróneas, falta de información o incertidumbre en los parámetros de entrada.

El análisis de sensibilidad determina [SALT00]:

- a) Si un modelo se asemeja al sistema o proceso bajo estudio.
- b) Los parámetros de entrada que más contribuyen a la variabilidad de la salida.
- c) Los parámetros de entrada que no influyen en el modelo y por lo tanto pueden ser excluidos del análisis.

2.2 Técnicas de muestreo

2.2.1 Latin hypercube

El Latin hypercube genera un conjunto reducido para representar el espacio total. Esta técnica se realiza solamente con dos variables de entrada que son: la cantidad de estados operativos a crear y la cantidad de parámetros de modelado que van a ser analizados. Estas dos variables se representan con n y s respectivamente.

El latin hypercube genera una matriz de estados operativos de dimensión n por s , donde cada fila representa un estado operativo y cada columna representa un parámetro de entrada a variar. Esta matriz contiene valores entre 0 y 1, los cuales indican el porcentaje en el que se van a variar cada uno de los parámetros de entrada en cada estado operativo [LIEF05] [YE00].

2.2.2 Algoritmo de búsqueda Tabú

El algoritmo de búsqueda Tabú es una técnica metaheurística inventada por Fred Glover en la década de los 80 que utiliza la memoria adaptativa para evitar que el proceso quede atrapado en óptimos locales. El método clasifica los movimientos más recientes como “movimientos Tabú” para evitar entrar en un ciclo repetitivo, o regresar a sub-espacios ya explorados [GLOV02].

Para realizar la búsqueda Tabú se empieza con una población inicial que puede ser obtenida de manera aleatoria o por medio de una heurística. A partir de esta población, se genera una lista de vecinos utilizando algún criterio que sea adecuado según el problema analizado [GALL08].

Tabú selecciona el mejor de los movimientos posibles en cada paso de acuerdo a la función objetivo, sin embargo permite moverse en su vecindad, aunque el movimiento seleccionado no sea tan bueno como el actual, con lo cual puede escapar de óptimos locales.

La búsqueda Tabú contiene dos tipos de memoria: memoria a corto plazo y memoria a largo plazo. La memoria de corto plazo contiene eventos ocurridos recientemente, y la

memoria a largo plazo guarda datos de la frecuencia con que ocurren los eventos, es decir el número de veces en que algunos atributos han estado presentes en las soluciones visitadas. El algoritmo finaliza cuando se cumpla el criterio de parada, dando como resultado el mejor de los movimientos obtenidos en toda la búsqueda.

2.3 Simulación automática de fallas

La herramienta de simulación automática de fallas utiliza el programa de ATP como software de modelado y MATLAB como software para el manejo de la información. En la Figura 2.1 se muestra la estructura genérica de la simulación automática de fallas. A continuación se describe detalladamente cada una de las etapas [MORA06a].

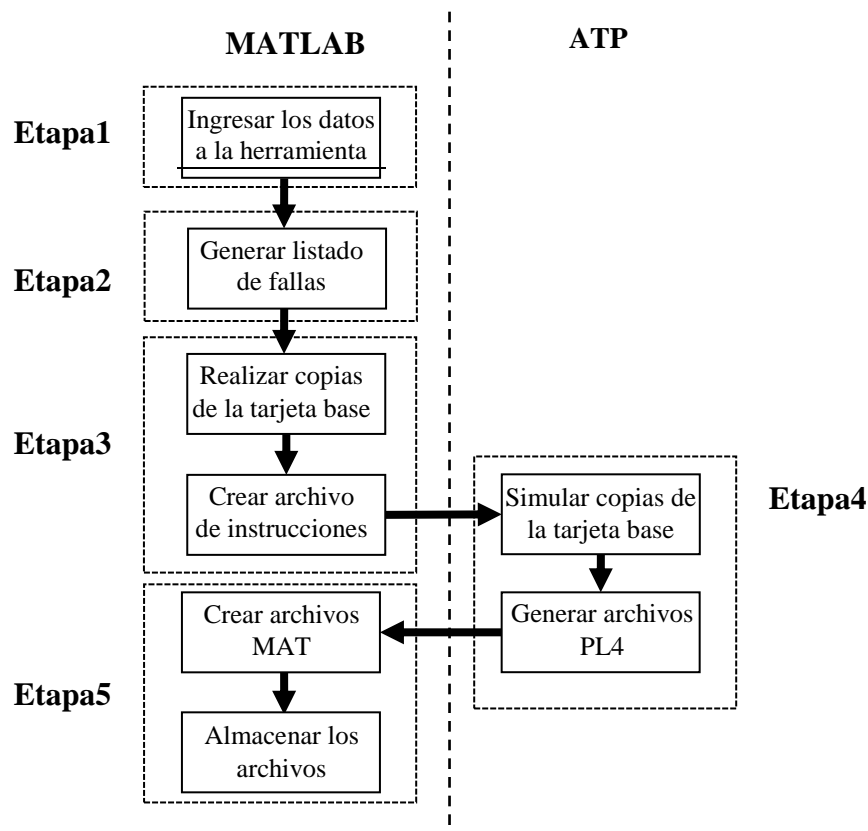


Figura 2.1. Estructura genérica de la simulación automática de fallas.

- a) Etapa 1: consiste en ingresar a la herramienta de simulación automática los siguientes datos:
- La tarjeta base del sistema, la cual es un archivo plano que contiene la descripción del circuito. Este archivo se obtiene después de modelar el sistema en el software ATPdraw.
 - La carpeta de trabajo donde se van a guardar los resultados.
 - Los valores de las resistencias de falla.

- Los tipos de fallas a simular de acuerdo a la tabla 2.1.
- Los nodos a fallar.

Codificación (XX)	Tipo de falla
01	Monofásica a tierra fase A
02	Monofásica a tierra fase B
03	Monofásica a tierra fase C
04	Bifásica fases AB
05	Bifásica fases BC
06	Bifásica fases CA
07	bifásica fases AB y tierra
08	bifásica fases BC y tierra
09	bifásica fases CA y tierra
10	trifásica
11	trifásica a tierra

Tabla 2.1. Tipos de falla.

- b) Etapa 2: Se genera un listado de fallas creando un archivo de texto de nombre FileListATPFault.txt, el cual contiene todas las fallas que se deben simular. Cada línea de texto de este archivo presenta la siguiente estructura FallaXX_BYYY_RFZZ.atp, donde XX se asocia a dos números del 01 al 11, que representan los 11 tipos de falla que se mostraron en la tabla 2.1. Las letras YYY representan el número de la barra bajo falla del 001 al 999, y ZZ representa un número asociado a la resistencia de falla. Por lo general las resistencia de falla se asumen en un rango entre 0 a 40Ω [DAGE00].
- c) Etapa 3: La herramienta de simulación automática de fallas realiza varias copias de la “tarjeta base” del sistema, y a cada una de ellas les adiciona un elemento fallador dependiendo del tipo de falla a simular [PERE09]. Para realizar esto, se llama el archivo FileListATPFault.txt y de acuerdo a la información de las líneas de texto contenidas en el archivo se crean las copias requeridas de la “tarjeta base”, las cuales quedan con extensión ATP. Para simular automáticamente cada una de las copias obtenidas de la tarjeta base, se crea un archivo de instrucciones de procesamiento por lotes (batch).
- d) Etapa 4: Esta etapa es la única que se realiza en ATP y consiste en ejecutar el archivo de instrucciones para simular automáticamente las copias de la tarjeta base (archivos ATP) obtenidos en la etapa anterior. La simulación genera archivos con extensión DBG, TMP, LIS y PL4. De estos archivos solo se utiliza el archivo PL4, el cual contiene las muestras de las señales de tensión y corriente de las tres fases. Es importante mencionar que la ejecución de los archivos ATP, se realiza de forma simultánea, ejecutando todos los archivos asociados a las fallas del tipo monofásicas a tierra (01, 02, 03), las del tipo bifásicas (04, 05, 06), bifásicas a tierra (07, 08, 09) y las del tipo trifásicas (10,11). De esta manera se conserva la ejecución en paralelo de algunos eventos [PERE09].

- e) Etapa 5: Los archivos PL4 obtenidos, se convierten a MAT, a través del programa GTPPL32. La conversión se realiza para procesar las señales y obtener los fasores de pre-falla y falla de la subestación. Finalmente, los archivos que contienen los fasores de tensión y corriente, son almacenados de forma ordenada en la carpeta de trabajo en un archivo con nombre “Descriptores.mat”.

2.4 Métodos de localización de fallas

En la literatura se utilizan principalmente dos métodos para la localización de fallas en sistemas de distribución de energía eléctrica: los MBM (Métodos Basados en el Modelo) y los MBC (Métodos Basados en el Conocimiento).

Los MBM son un conjunto de métodos que utilizan la topología del sistema, y los fasores de tensión y corriente de pre-falla y falla, medidos en las fuentes de generación para determinar la distancia a la falla mediante un proceso iterativo [RAMI15] [BEDO13]. Los MBC se diferencia de los MBM porque utilizan la minería de datos y el aprendizaje de la máquina para indicar la zona donde se encuentra la falla [ZAPA13] [GIL13]. Cada método de localización se considera un modelo a estudiar en el análisis de sensibilidad.

2.5 Técnicas de sensibilidad

2.5.1 Análisis de regresión

El análisis de regresión es un procedimiento estadístico que genera una medida cuantitativa de sensibilidad, indicando la importancia de un parámetro de entrada, respecto a la salida. A través del análisis de regresión, los coeficientes Beta estandarizados son obtenidos, los cuales presentan valores entre 0 y 1. Entre más alto sea el coeficiente, más influye el parámetro de entrada en la variabilidad de la salida. El análisis de regresión considera que el modelo bajo estudio es lineal, y sigue la forma de la ecuación (2.1) [SALT00].

$$Y_i = b_0 + \sum_j b_j x_{ij} + \varepsilon_i, \quad j = 1, 2, \dots, s. \quad (2.1)$$

Donde, Y es la salida del modelo, b_j son los coeficientes de regresión que deben ser determinados, x es la matriz de estados operativos obtenida de la técnica de muestreo, ε_i es el error debido a la aproximación y s es la cantidad de parámetros a variar. Para determinar b_j se utiliza el método de mínimos cuadrados, como se presenta en la ecuación (2.2), donde y representa el vector de resultados.

$$b_j = (x^T x)^{-1} x^T y \quad (2.2)$$

Finalmente, los coeficientes estandarizados de regresión (SRC, por sus siglas en inglés) se calculan como se muestra en la ecuación (2.3). El valor absoluto de los coeficientes beta, indica la importancia de los parámetros de entrada en el modelo analizado, considerando que éstos son independientes [SALT00].

$$SRC = \frac{b_j s_j}{s} \quad (2.3)$$

Donde,

$$s_j = \left[\sum_{k=1}^n \frac{(x_{kj} - \bar{x}_j)^2}{n-1} \right]^{1/2} \quad (2.4)$$

$$s = \left[\sum_{k=1}^n \frac{(y_k - \bar{y})^2}{n-1} \right]^{1/2} \quad (2.5)$$

2.5.2 Análisis de la varianza (ANOVA)

La descomposición de la varianza es una técnica no lineal que se utiliza para encontrar los índices de sensibilidad. Se fundamenta en que la varianza de la salida está asociada a la importancia de los parámetros de entrada [RUIZ11] [MCKA95].

El análisis de la varianza descompone la función $y = f(x)$ en sumandos que utilizan combinaciones de las variables con diferentes dimensiones como se muestra en la ecuación (2.6) [SOBO01a] [SOBO01]. Donde, s es el número total de parámetros de modelado a variar.

$$f(x) = f_0 + \sum_{i=1}^s f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i \leq j \leq s} f_{ij}(x_i, x_j) + \dots + f_{1,2,\dots,s}(x_1, \dots, x_s) \quad (2.6)$$

Es decir, una función con $s = 3$, se puede descomponer como se muestra en la ecuación (2.7).

$$f(x) = f_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + f_3(x_3) + f_{12}(x_{12}) + f_{23}(x_{23}) + f_{13}(x_{13}) + f_{123}(x_{123}) \quad (2.7)$$

La ecuación (2.6) es conocida como la representación ANOVA (Análisis de la varianza) de $f(x)$ y tiene la característica que f_0 debe ser una constante y que la integral de cada sumando sobre alguna de sus propias variables debe ser cero. Los términos de cada sumando en que se descompone la función se pueden obtener a través de integrales como se muestran en las siguientes ecuaciones [HOMM94].

$$f_0 = \int_0^1 \dots \int_0^1 f(x) dx \quad (2.8)$$

$$f_i(x_i) = -f_0 + \int_0^1 \dots \int_0^1 f(x) dx_{\sim i} \quad (2.9)$$

$$f_{ij}(x_i, x_j) = -f_0 - f_i(x_i) - f_j(x_j) + \int_0^1 \dots \int_0^1 f(x) dx_{\sim ij} \quad (2.10)$$

De igual forma se obtiene la ecuación para los términos de orden más alto. La convención $dx_{\sim i}$ indica la integración sobre todas las variables excepto x_i , y $dx_{\sim ij}$ indica la integración sobre todas las variables excepto x_i y x_j .

Ahora se asume que la función $f(x)$ se eleva al cuadrado y se integra. Por lo tanto todos los sumandos en que se descompone la función también se elevan al cuadrado y se integran, quedando la función representada de la siguiente forma:

$$\int f^2(x) dx - f_0^2 = \sum_{i=1}^s \int f_{i1}^2 dx_1 + \sum_{1 \leq i \leq j \leq s} \int f_{ij}^2 dx_{i,j} + \dots + \int f_{1,2,\dots,s}^2 dx_{1,\dots,s} \quad (2.11)$$

Donde, cada una de los términos se puede representar en forma de varianza, teniendo [HOMM96]:

$$D = \int f^2(x) dx - f_0^2 \quad (2.12)$$

$$D_{1,\dots,s} = \int f_{1,2,\dots,s}^2 dx_1, \dots, s \quad (2.13)$$

Con lo cual se puede obtener una sumatoria en términos de las varianzas, como se muestra en la ecuación (2.14). Siendo D la varianza total de $f(x)$ y $D_{1,\dots,s}$ la varianza parcial de cada uno de los términos.

$$D = \sum_{i=1}^s D_i + \sum_{1 \leq i \leq j \leq s} D_{ij} + \dots + D_{1,2,\dots,s} \quad (2.14)$$

Como se presenta en la ecuación (2.14), la varianza total de una función se puede descomponer en una serie de sumandos, los cuales se utilizan para estudiar el efecto que tiene cada variable en la salida.

Con la varianza parcial D_i , se calculan los efectos de primer orden, los cuales indican la importancia que tiene la variable x_i en la salida. La varianza parcial D_{ij} se utiliza para calcular los efectos que producen la interacción de las variables x_i, x_j en la salida. Este mismo concepto se aplica para todos los sumandos.

Capítulo 3

3. Metodología propuesta

Este capítulo presenta la metodología propuesta para el análisis de sensibilidad de los métodos de localización de fallas basados en el modelo y en el conocimiento. Esta metodología se implementó para evaluar el comportamiento de los métodos de localización ante diferentes estados operativos que puedan ocurrir en un sistema de distribución típico.

Debido a la naturaleza del problema, se utiliza un análisis de sensibilidad global. Los modelos estudiados en este análisis son los métodos de localización de fallas, los cuales emplean las medidas de tensión y corriente en las fuentes de generación para estimar la ubicación de la falla. Sin embargo, estas medidas dependen de los parámetros de modelado del sistema de potencia. Por lo tanto, los parámetros de entrada que van a ser estudiados en el análisis de sensibilidad, son los siguientes: longitud de la línea, resistividad del terreno, magnitud de la carga, factor de potencia, magnitud de la tensión en la fuente, desbalance de la fuente y frecuencia. El análisis de sensibilidad determina cuál de estos parámetros de modelado afecta más el desempeño del localizador.

La metodología propuesta se realiza por medio de un trabajo cooperativo entre ATP como software de modelado y Matlab como software de simulación para el manejo de los datos. La metodología consta de 5 etapas, tal como se presenta en la figura 3.1. A continuación se presenta un análisis detallado de cada una de las etapas mencionadas.

3.1 Realizar la técnica de muestreo

El análisis de sensibilidad genera varios estados operativos variando los parámetros de modelado dentro de un rango de incertidumbre asignado. Un estado operativo se obtiene asignándole a cada parámetro un valor dentro de su respectivo rango de incertidumbre. Sin embargo existen múltiples combinaciones, lo que genera gran cantidad de estados operativos y evaluar todos estos implica un costo computacional muy alto. Por lo tanto, para reducir la complejidad, se genera una muestra de la población total a través de una técnica de muestreo.

La técnica de muestreo se desarrolla utilizando un algoritmo de propagación traslacional complementado con un algoritmo de búsqueda tabú que maximiza la distancia entre los puntos para garantizar que la muestra obtenida represente completamente la población total. En la figura 3.2 se presenta el desarrollo de la técnica de muestreo.

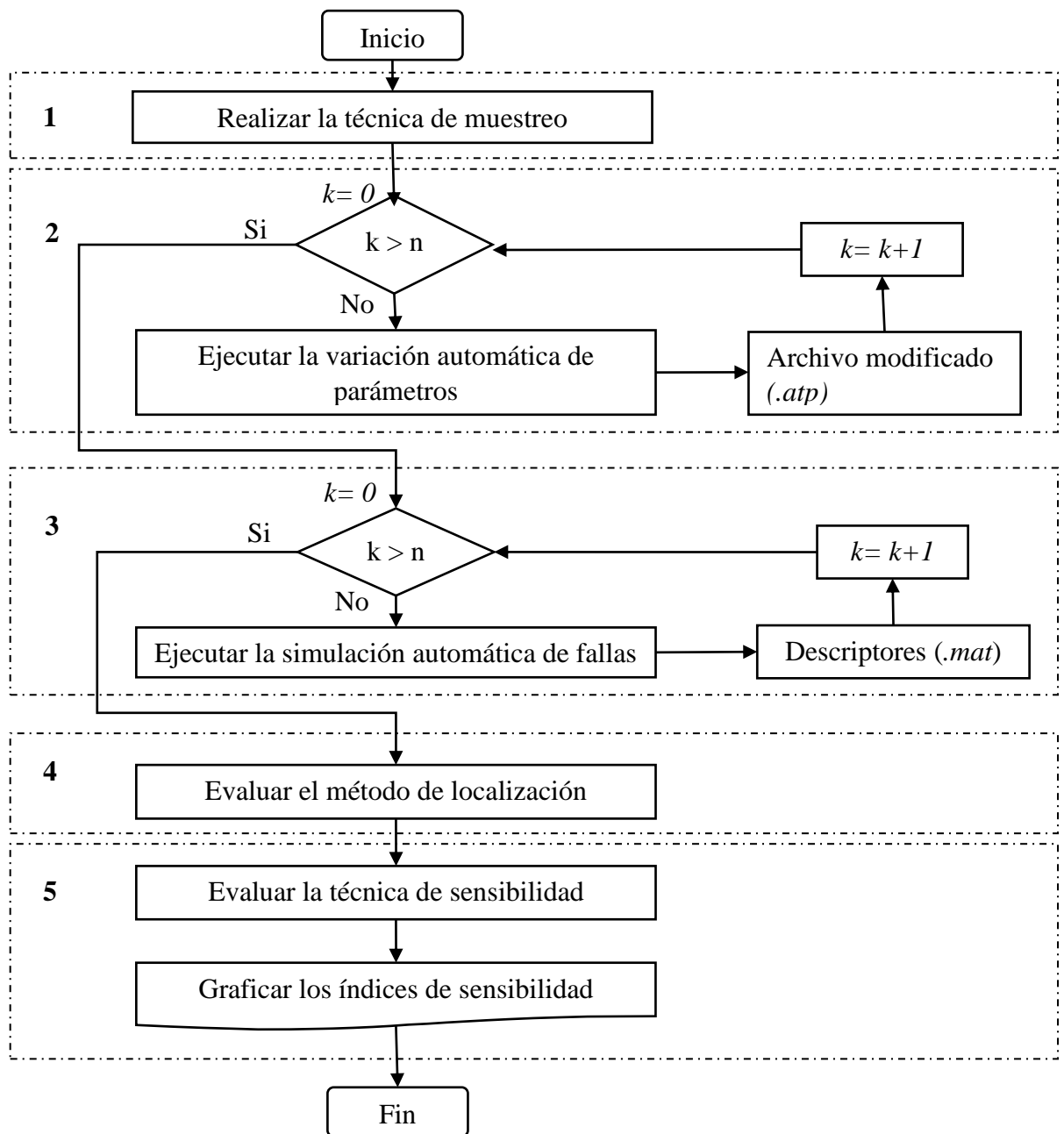


Figura 3.1. Metodología desarrollada para el análisis de sensibilidad.

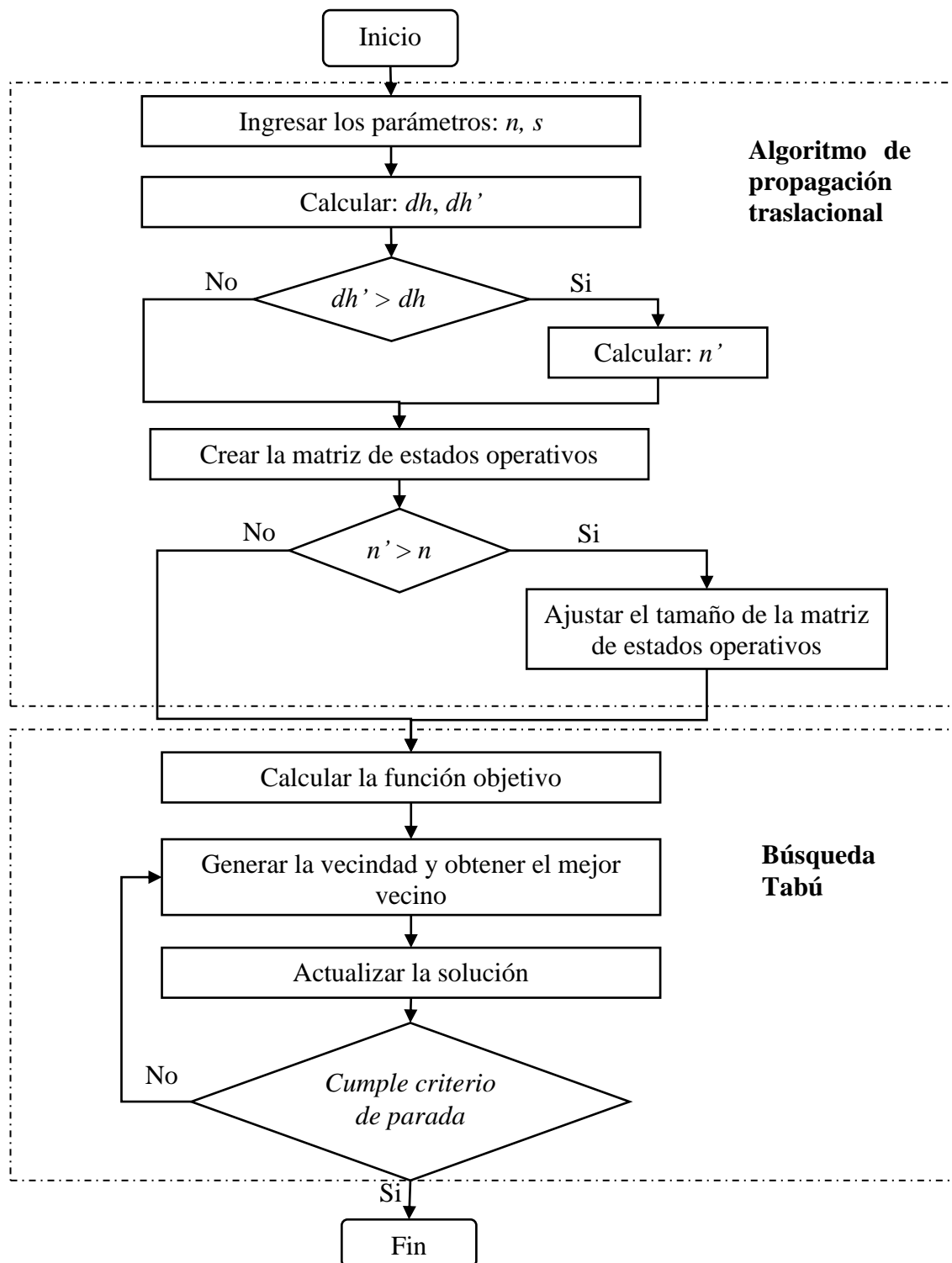


Figura 3.2. Técnica de muestreo implementada.

3.1.1 Algoritmo de propagación traslacional

El algoritmo de propagación traslacional es un método para obtener un diseño de un latin hypercube óptimo [VIAN09]. Inicialmente se definen los valores de las variables de entrada n y s , las cuales representan el número de estados operativos a crear y el número total de parámetros de modelado a variar. Esta última variable define la dimensión del espacio vectorial en el que se va a trabajar.

Se recomienda utilizar el criterio presentado en la ecuación (3.1) para determinar la cantidad de estados operativos óptimos que se deben muestrear de acuerdo a la dimensión del espacio vectorial.

$$n_{opt} = 3^s \quad (3.1)$$

La ecuación (3.1) se obtuvo de forma experimental y se utiliza para garantizar que la muestra obtenida represente adecuadamente el espacio total.

Después de definir el valor de las variables n y s , se divide el espacio como se muestra en la figura 3.3. Las divisiones horizontales y verticales se representan como d_h y d_v respectivamente. La cantidad total de divisiones horizontales y verticales siempre es la misma, por lo que para efectos prácticos solamente se va a seguir trabajando con las divisiones horizontales. Para calcular la cantidad total de divisiones se utiliza la ecuación (3.2).

Después de dividir el espacio quedan en total n bloques como se muestra en la figura 3.3. En cada bloque debe ir un punto para garantizar que la muestra quede distribuida uniformemente.

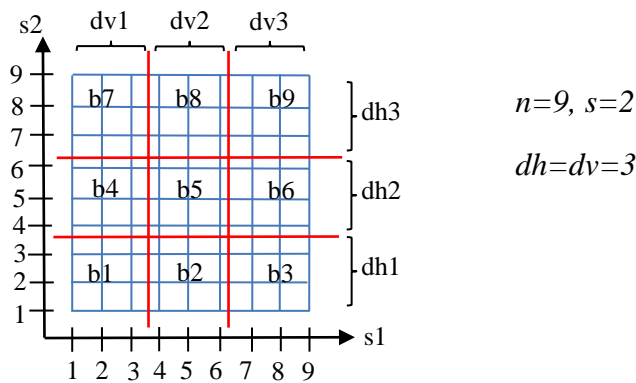


Figura 3.3. División del espacio total para $n=9$ y $s=2$.

$$d_h = d_v = n^{(1/s)} \quad (3.2)$$

En el cálculo de d_h , si se utiliza un valor de n diferente al calculado por medio de la ecuación (3.1), la cantidad total de divisiones puede dar un número decimal. En este caso se debe aproximar d_h al mayor entero como se muestra en la ecuación (3.3), lo cual implica aumentar momentáneamente la cantidad de estados operativos que se van a crear. Por lo tanto, si d_h' es mayor a d_h , se recalculan los estados operativos como se presentan en la ecuación (3.4) [VIAN09]. Un ejemplo de lo mencionado, se muestra en la figura 3.4, para un espacio con $n = 5$ y $s = 2$, que se aumenta a $n' = 9$ y $s = 2$.

$$d_h' = \text{ceil}(d_h) \quad (3.3)$$

$$n' = d_h'^{(s)} \quad (3.4)$$

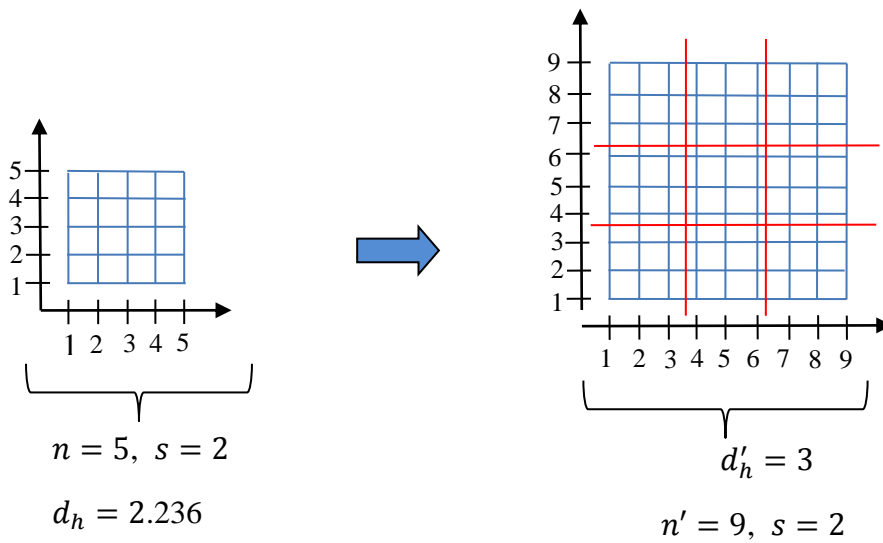


Figura 3.4. Aumento del espacio $n = 5$ y $s = 2$ al espacio $n' = 9$ y $s = 2$.

Posteriormente, se ubican los puntos en el espacio para generar la matriz de estados operativos. Para una fácil explicación, se presenta a continuación un ejemplo detallado donde se utiliza $n = 9$ y $s = 2$. El algoritmo traslacional implementado inicia siempre ubicando el primer punto donde todas las variables son uno y a partir de ahí genera los demás puntos utilizando un patrón de traslación.

El punto inicial se define como semilla, y partir de ahí se ubican los demás puntos que pertenecen al espacio d_{h1} , utilizando la ecuación (3.5).

$$X_{nuevo} = Seed + D_1 \quad (3.5)$$

Donde, D_1 es el vector de traslación utilizado para llenar el espacio d_{h1} , el cual se calcula como se presenta en la ecuación (3.6).

$$D_1 = \left[\frac{n}{d_h}, 1 \right] \quad (3.6)$$

La ecuación (3.5) se aplica iterativamente $(d_h - 1)$ veces hasta llenar el espacio d_{h1} , como se muestra en la figura 3.5.a.

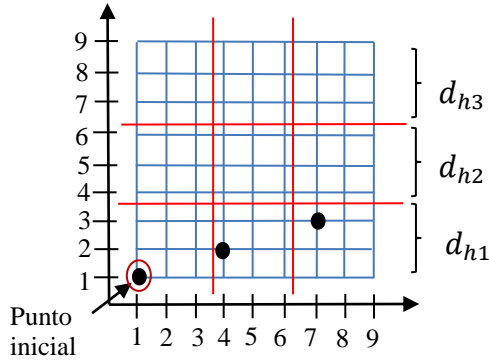


Figura 3.5.a Puntos en el espacio d_{h1} .

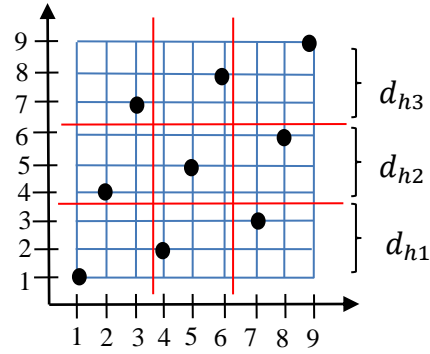


Figura 3.5.b Arreglo del espacio total para $n=9$ y $s=2$.

Después de completar el espacio d_{h1} , se cambia el patrón de traslación utilizado y el tamaño de la semilla. Por lo tanto para calcular los puntos restantes, se aplica nuevamente la ecuación (3.5), pero utilizando como semilla los tres puntos ubicados anteriormente y el patrón de traslación D_2 presentado en la ecuación (3.7). A cada uno de los puntos de la semilla se le suma este patrón de traslación. Para el ejemplo presentado, el vector resultante se muestra en (3.8).

$$D_2 = \left[1, \frac{n}{d_h} \right] \quad (3.7)$$

$$X_{nuevo} = Seed + D_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 4 & 2 \\ 7 & 3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 1 & 3 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 5 & 5 \\ 8 & 6 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Se realiza este procedimiento $(d_h - 1)$ veces, obteniendo todos los puntos de la muestra como se presenta en la figura 3.5.b.

El Procedimiento descrito anteriormente se generaliza teniendo en cuenta los siguientes criterios:

- La cantidad de vectores de traslación que se utilizan dependen del número de parámetros s que se varían. En (3.9) se presenta de forma general la ecuación para calcular cada uno de los vectores. Como se evidencia en la ecuación, en el cálculo de un vector D_k se debe restar una unidad en el exponente si se van a calcular valores a la derecha de k y se deben restar dos unidades en el exponente si se van a calcular valores a la izquierda de k . La variable k toma el valor del número de la fila.

$$D_k = \begin{bmatrix} D_1 \\ D_2 \\ D_3 \\ \dots \\ D_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{n}{d_h} & d_h^{(k-1)} & d_h^{(k-1)} & \dots & d_h^{(k-1)} \\ d_h^{(k-2)} & \frac{n}{d_h} & d_h^{(k-1)} & \dots & d_h^{(k-1)} \\ d_h^{(k-2)} & d_h^{(k-2)} & \frac{n}{d_h} & \dots & d_h^{(k-1)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d_h^{(k-2)} & d_h^{(k-2)} & d_h^{(k-2)} & \dots & \frac{n}{d_h} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

- b) El algoritmo siempre se inicia utilizando un punto como semilla y con $k = 1$.
- c) Cada $(d_h - 1)$ iteraciones, se aumenta el k en una unidad y se cambia el tamaño de la semilla y el vector de traslación que se está utilizando. El tamaño de la semilla cambia de acuerdo a la relación mostrada en (3.10).

$$R_k = d_h^{(k-1)}, \quad \forall k = 1, \dots, s \quad (3.10)$$

Finalmente, si se cambió el tamaño de la matriz, es decir si se creó la matriz de estados operativos con n' , donde n' es mayor a n , se debe ajustar la muestra al tamaño inicial. Para esto, se calcula la distancia que hay entre cada uno de los puntos y el centro del espacio, y se escogen los n puntos que están más cerca al centro. Por ejemplo, teniendo valores iniciales de $n = 5$ y $s = 2$, la muestra se aumenta a $n' = 9$ y $s = 2$ y se realiza todo el procedimiento descrito anteriormente. Posteriormente, se seleccionan los cinco puntos más cercanos al centro, como se señala en la figura 3.6.

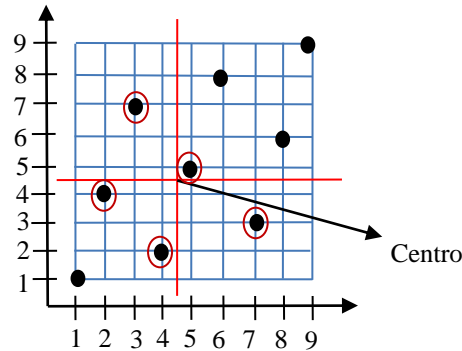


Figura 3.6 Puntos más cercanos al centro del espacio.

Finalmente, a los n puntos más cercanos al centro se les aplica un rango de transformación para normalizar el espacio total. Los rangos de transformación son un procedimiento simple que consiste en reemplazar los datos por su correspondiente rango, es decir, al valor más pequeño del vector se le asigna el valor de 1 y al valor más grande se le asigna el valor de n . A cada columna de la matriz de estados operativos se le realiza este procedimiento. Para el ejemplo mostrado en la figura 3.6, se presenta en la ecuación (3.11) los puntos más cercanos al centro del espacio y en la ecuación (3.12) la matriz final obtenida después de aplicar los rangos de transformación.

$$X = \begin{bmatrix} 5 & 5 \\ 4 & 2 \\ 2 & 4 \\ 7 & 3 \\ 3 & 7 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$X = \begin{bmatrix} 4 & 4 \\ 3 & 1 \\ 1 & 3 \\ 5 & 2 \\ 2 & 5 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

La matriz de estados operativos obtenida al final del algoritmo traslacional, cumple las propiedades de un diseño de un latin hypercube porque no se presentan colapsos ni por filas, ni por columnas y adicionalmente garantiza una mejor distribución de la muestra.

3.1.2 Algoritmo de búsqueda Tabú

Adicional al algoritmo traslacional, se aplica una búsqueda tabú para maximizar la distancia entre los puntos y garantizar una distribución uniforme del espacio muestreado.

La función objetivo utilizada en la búsqueda tabú se presenta en la ecuación (3.13).

$$\text{Min } \phi = \left[\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (d_{ij})^{-p} \right]^{1/p} \quad (3.13)$$

Donde,

$$d_{ij} = \left[\sum_{k=1}^s (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]^{1/2} \quad (3.14)$$

La función objetivo busca maximizar la distancia entre los puntos, minimizando el inverso de la distancia. En la metodología propuesta se utiliza $p = 50$, como se sugiere en [JIN05].

Para generar la vecindad, el método escoge una columna aleatoriamente e intercambia el valor de dos filas como se presenta en la figura 3.7. Con este criterio se garantiza que el nuevo vecino no pierde factibilidad.

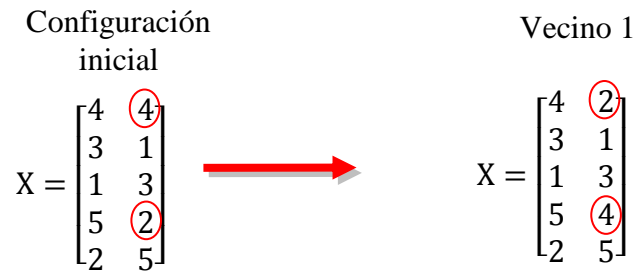


Figura 3.7 Ejemplo de un vecino creado con el algoritmo de búsqueda tabú.

Cuando se utiliza la técnica de muestreo con un n menor a 20, se calcula la cantidad total de vecinos utilizando la ecuación (3.15). Para un n mayor a 20, solamente se crean 25 vecinos por cada iteración.

$$Vecindad = (n - 1) * n * \left(\frac{s}{2}\right) \quad (3.15)$$

Se calcula la función objetivo de cada vecino generado y se escoge el que tiene menor función objetivo, definiéndolo como el mejor vecino. Después de obtener el mejor vecino se realiza la prueba Tabú utilizando la memoria a corto plazo, la cual contiene los últimos tres movimientos realizados.

Cuando el mejor vecino escogido realiza un movimiento clasificado como tabú, pero tiene una función objetivo mejor a la incumbente, se aplica el criterio de aspiración, el cual consiste en eliminar la prohibición y aceptar el movimiento. Sin embargo, si el vecino realiza un movimiento tabú pero no cumple el criterio de aspiración, entonces se debe eliminar de la lista de vecinos, escoger otra vez el mejor vecino de la lista reducida y volver a realizar la prueba Tabú.

Si el vecino escogido no se encuentra como “movimiento Tabú” o si cumple el criterio de aspiración, entonces se actualiza la solución con este nuevo vecino. Adicionalmente, si su función objetivo es mejor que la incumbente, entonces se actualiza la incumbente. El algoritmo finaliza cuando se realizan 75 iteraciones, dando como resultado el mejor de los movimientos obtenidos en toda la búsqueda.

Al final la técnica de muestreo se genera una matriz de estados operativos, la cual se divide sobre n , para que solo queden valores entre 0 y 1. Esta matriz representa la muestra que se va a evaluar del espacio total.

La matriz de estados operativos tiene dimensiones n por s , donde cada fila representa un estado operativo del sistema y cada columna representa el porcentaje en el que se va a variar cada parámetro.

3.2 Ejecutar la variación automática de parámetros

La variación automática de parámetros es una herramienta computacional desarrollada en el grupo de investigación que se utiliza para crear los estados operativos que se van a evaluar en los métodos de localización [ALZA13] [MARI13].

Esta herramienta se ajustó para el desarrollo de esta investigación y el cumplimiento del proyecto “*Desarrollo de localizadores robustos de fallas paralelas de baja impedancia para sistemas de distribución*” aprobado por Colciencias.

Para realizar la variación automática de parámetros se utiliza la matriz de estados operativos y la tarjeta base del sistema, la cual es un archivo plano creado por ATPdraw que contiene la información del sistema nominal.

Con la matriz de estados operativos, se calculan los nuevos valores de los parámetros de modelado. En la ecuación (3.16) se presenta el cálculo que se realiza para determinar los valores del parámetro j en cada estado operativo. Donde, Max_j y Min_j se refiere al valor máximo y mínimo que se definió en el rango de variación del parámetro j y x_j se refiere a la columna j de la matriz de estados operativos.

$$x'_j = (Max_j - Min_j)x_j + Min_j \quad (3.16)$$

De la misma manera se obtienen los valores de los demás parámetros de modelado.

Posteriormente, se crea el primer estado operativo, reemplazando automáticamente los valores de la primera fila de la matriz x' en la tarjeta base del sistema. Este procedimiento se realiza iterativamente hasta crear los n estados operativos que van a ser evaluados en el modelo.

A continuación se mencionan los ajustes realizados a esta herramienta:

- a) Identificar líneas subterráneas y modificar algunos de sus parámetros de modelado como la frecuencia, la longitud del conductor y la resistividad del terreno.
- b) Identificar cargas de tipo impedancia constante, potencia constante y corriente constante y modificar algunos de sus parámetros de modelado con la magnitud de la carga y el factor de potencia.
- c) Variar la magnitud de la carga de manera independiente o global. Si se varía la magnitud de la carga de manera independiente, entonces se aumentan las columnas de la matriz de estados operativos de acuerdo al número de cargas del sistema y se trabaja cada una como un parámetro independiente, lo cual garantiza que todas las cargas se van a variar en porcentajes diferentes. Por el contrario, si se varía de manera global, todas las cargas varían en el mismo porcentaje.
- d) Variar la longitud de la línea de manera independiente o global. Se aplica el mismo concepto mencionado anteriormente.
- e) Ingresar la frecuencia como un parámetro de modelado a analizar, para poderla variar dentro del rango permitido por las empresas operadoras del sistema de potencia.

- f) Variar la configuración de la línea en triangular, bandera horizontal o bandera vertical.
- g) Ingresar la temperatura del conductor como un parámetro de modelado a analizar, el cual se varía por medio de la resistencia DC del conductor.

3.3 Ejecutar la simulación automática de fallas

La simulación automática de fallas también es una herramienta creada por el grupo de investigación y ajustada para el desarrollo de esta investigación. Esta herramienta utiliza un trabajo cooperativo entre ATP y MATLAB para simular fallas monofásicas, bifásicas, bifásicas a tierra, trifásicas o trifásicas a tierra en diferentes nodos del sistema. La simulación automática de fallas se realiza para cada uno de los estados operativos obtenidos en la etapa anterior [MARI13].

Para simular las fallas se crean varias copias de la tarjeta base, y a cada copia se le adiciona un elemento fallador dependiendo del tipo de falla y de la resistencia de falla a simular. Posteriormente con un archivo de procesamiento por lotes (batch) se simulan automáticamente en ATP todas las copias realizadas, obteniendo los archivos PL4, los cuales contiene las señales de tensión y corriente. Los archivos PL4 se convierten a MAT, a través del programa GTPPL32. La conversión se realiza para procesar las señales en MATLAB y obtener finalmente los fasores de tensión y corriente de pre-falla y falla en la subestación [PERE09].

Generalmente, los métodos de localización utilizan solamente las medidas de tensión y corriente en la subestación debido a que éstas son las únicas medidas disponibles en un sistema típico de distribución. Sin embargo, debido a la automatización de los sistemas eléctricos, hoy en día existen medidores en nodos diferentes a los de la subestación, por lo que se han implementado en la literatura algunos métodos de localización que utilizan estas medidas adicionales para minimizar el error asociado a la actualización de tensiones y corrientes.

Con el fin de evaluar los métodos de localización de fallas que utilizan estas medidas adicionales, se ajustó la herramienta de simulación automática de fallas para que también obtuviera medidas de tensión y corriente en pre-falla y falla en nodos diferentes a la subestación.

El otro ajuste que se realizó, fue modificar la herramienta para que trabajara con sistemas de generación distribuida, obteniendo los registros de tensión y corriente en todas las fuentes de generación. Estos dos ajustes se pueden utilizar simultáneamente, por lo que se puede trabajar en sistemas con generación distribuida y obtener medidas adicionales en diferentes nodos del sistema.

3.4 Evaluar el método de localización

En sistemas de distribución, se utilizan generalmente dos métodos para la localización de fallas: los MBM (Métodos Basados en el Modelo) y los MBC (Métodos Basados en el Conocimiento).

Los MBM utilizan la topología del sistema para estimar la distancia a la falla y los MBC son un conjunto de métodos que dividen el sistema de potencia por zonas y luego

utilizan el aprendizaje de la máquina para indicar la zona donde se encuentra la falla [ZAPA13] [GIL13].

Para realizar la metodología de análisis de sensibilidad se integraron dos métodos de localización de fallas implementados por el grupo de investigación, los cuales son:

- a) Un MBM basado en Novosel, el cual utiliza las medidas de la subestación para calcular la distancia a la falla [RAMI15] [CORR12].
- b) La máquina de soporte vectorial, la cual es un MBC que utiliza las medidas de la subestación para estimar la zona bajo falla [GIL13]. Este método se basa en el aprendizaje, por lo tanto también se puede utilizar para sistemas con generación distribuida o para sistemas que tengan medidas adicionales en nodos diferentes a los de la subestación.

Después de evaluar los métodos de localización, se obtiene un vector de resultados de dimensión n , el cual representa los errores del método de localización para cada estado operativo. Este vector de resultados es el que se utiliza en la técnica de sensibilidad para determinar los parámetros de modelado que afectan el desempeño de la salida.

En los MBM, el error de cada estado operativo se calcula como se presenta en la ecuación (3.17), donde se relaciona la distancia real de la falla y la distancia estimada con el localizador, con la longitud total del radial analizado.

$$Error_{MBM} = \frac{|d_{estimada} - d_{real}|}{d_{total}} \quad (3.17)$$

En el caso de los MBC, se calcula el error de cada estado operativo como se presenta en la ecuación (3.18). El número de datos bien clasificados se refiere a la cantidad de fallas que estimó en la zona indicada.

$$Error_{MBC} = 1 - \frac{\text{Número de datos bien clasificados}}{\text{Número de datos totales}} \quad (3.18)$$

Los MBC también generan una matriz de confusión que depende de la cantidad de zonas en las que se dividió el sistema analizado. Idealmente, esta matriz debería tener solamente valores en la diagonal, lo que indica que todas las fallas fueron estimadas en la zona correcta.

La matriz de confusión es una matriz cuadrada de dimensión z por z , donde z representa el número de zonas del sistema de distribución. Dentro de la matriz, las columnas representan las zonas en las que fue dividido el sistema, y las filas indican la zona donde el localizador ubicó las fallas simuladas. Por lo tanto, los elementos que no se encuentran en la diagonal, representan los errores que obtuvo el localizador. A partir de esta matriz de confusión se puede generar una medida de desviación que se utiliza para determinar si la matriz contiene errores concentrados, lo cual indica que el localizador

no está funcionando correctamente. El cálculo de esta medida se presenta detalladamente en [ALZA13]. Esta medida también se puede utilizar en la técnica de sensibilidad.

3.5 Evaluar la técnica de sensibilidad

La técnica de sensibilidad es un procedimiento estadístico que se realiza para determinar la influencia que tienen los parámetros de entrada en la salida de un modelo. En la literatura existen varias técnicas de sensibilidad, a continuación se explican detalladamente las técnicas implementadas y las ventajas y desventajas de utilizar cada una de ellas.

3.5.1 Análisis de regresión

El análisis de regresión se utiliza para indicar la importancia de cada parámetro de entrada con respecto a la variabilidad de la salida. El análisis de regresión implementado se desarrolló usando el método de los mínimos cuadrados [SALT04].

El análisis de regresión de mínimos cuadrados determina la importancia de los parámetros de modelado en los métodos de localización de fallas MBM y MBC. Esta técnica tiene como datos de entrada, la matriz de estados operativos generada con la técnica de muestreo y el vector de resultados obtenido en la etapa anterior, el cual contiene los errores del localizador para cada estado operativo.

A través de esta técnica, se obtienen los coeficientes Beta estandarizados, los cuales presentan valores entre 0 y 1, indicando la influencia de los parámetros de entrada en los métodos de localización.

Una de las ventajas de esta técnica es que es muy confiable cuando se analizan modelos lineales. Además es de fácil implementación y tiene un bajo costo computacional. Sin embargo, los métodos de localización de fallas no presentan un comportamiento lineal, por lo tanto una de las desventajas es que los resultados obtenidos por el análisis de regresión tendrán una incertidumbre relacionada con el modelado del sistema.

3.5.2 Rangos de transformación

Los rangos de transformación son un procedimiento simple que se utiliza también para determinar la importancia de los parámetros de entrada respecto a la incertidumbre de la salida. Este procedimiento evita el problema de la no linealidad de los modelos. Sin embargo se debe utilizar solamente en funciones monótonas.

Los rangos de transformación consisten en reemplazar los datos por su correspondiente rango, es decir, al valor más pequeño del vector se le asigna el valor de 1 y al valor más grande se le asigna el valor de n , correspondiente al número de estados operativos evaluados. A cada parámetro de entrada se le realiza el mismo procedimiento, lo cual permite trabajar con un modelo transformado que presenta característica lineales, si la función es monótona. Después de transformar el modelo, se realiza el análisis de regresión [SOHE13] [CONO15].

Las ventajas de los rangos de transformación es que permiten trabajar con modelos no lineales, aunque monótonos. Su implementación es sencilla, tiene bajo costo

computacional y presenta un buen desempeño. Sin embargo los métodos de localización de fallas no presentan este comportamiento, por lo tanto el modelo no quedaría representado adecuadamente.

3.5.3 Análisis de la varianza (ANOVA)

El análisis de la varianza es una técnica que utiliza la descomposición de la varianza para calcular los índices de sensibilidad. Como se presentó en los aspectos teóricos, la varianza total de una función se puede representar en una serie de sumandos de varianzas parciales que se utilizan para estudiar los efectos de los parámetros de entrada en la salida. La principal ideal del análisis de la varianza es utilizar aproximaciones que permitan estimar los valores de los índices de sensibilidad usando solamente los valores del vector de salida, sin tener en cuenta el modelo que se está analizando [BILA14]. Esta técnica se emplea en modelos no lineales.

El análisis de la varianza tiene en cuenta el efecto de primer orden de los parámetros de entrada y el efecto total de cada parámetro. El efecto de primer orden de los parámetros de entrada considera solamente el efecto que tiene este parámetro estudiado en la incertidumbre de la salida. Mientras que el efecto total considera además del efecto de primer orden, el efecto que tiene la interacción de ese parámetro con los demás.

Por ejemplo si hay tres parámetros: a , b y c , el efecto total del parámetro a en la salida se presenta en la ecuación (3.19), donde, S_a es el índice de sensibilidad que indica el efecto de primer orden, S_{ab} indica el efecto que tiene la interacción de los parámetros a, b en la salida, S_{ac} indica el efecto de la interacción de los parámetros a, c en la salida y S_{abc} indica el efecto que tiene la interacción de todos los parámetros en la salida [BILA14].

$$S_a^{total} = S_a + S_{ab} + S_{ac} + S_{abc} \quad (3.19)$$

Muchos enfoques utilizan solamente el cálculo de los índices de primer orden. Sin embargo esto no es suficiente cuando la suma de todos los índices de sensibilidad de primer orden da mucho menor que 1. El efecto de la interacción de las variables es especialmente importante en modelos no lineales.

Utilizando la técnica de muestreo explicada en la etapa 1 se generó la matriz M_1 mostrada en la ecuación (3.20) y utilizando una técnica de muestreo aleatoria se generó la matriz M_2 mostrada en (3.21).

$$M_1 = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1s} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2s} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{ns} \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} x'_{11} & x'_{12} & \dots & x'_{1s} \\ x'_{21} & x'_{22} & \dots & x'_{2s} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x'_{n1} & x'_{n2} & \dots & x'_{ns} \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Ambas matrices son de dimensión n por s y contienen valores entre 0 y 1. Las columnas de las dos matrices representan el porcentaje de variación de cada parámetro y las filas representan los estados operativos que fueron evaluados en el modelo.

A partir de M_1 y M_2 se construyen unas matrices complementarias que ayudan a evaluar la importancia de los parámetros de entrada. Por ejemplo, considerando que la matriz M_1 es la matriz muestreada y M_2 es la matriz re-muestreada, se forma la matriz complementaria N_j para calcular el efecto de primer orden del parámetro j [SALT04].

$$N_j = \begin{bmatrix} x'_{11} & x'_{12} & \dots & x_{1j} & \dots & x'_{1s} \\ x'_{21} & x'_{22} & \dots & x_{2j} & \dots & x'_{2s} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x'_{j1} & x'_{j2} & \dots & x_{jj} & \dots & x'_{js} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x'_{n1} & x'_{n2} & \dots & x_{nj} & \dots & x'_{ns} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Como se puede observar, la matriz N_j se forma dejando la columna j con los datos de la matriz M_1 y las demás columnas con los datos de la matriz M_2 . Esto se realiza para que N_j sea una matriz donde todos los parámetros son re-muestreados excepto el parámetro x_j .

Por el contrario, para calcular el efecto total del parámetro j , se utiliza la matriz N_{Tj} , donde solamente el parámetro x_j es re-muestreado.

$$N_{Tj} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x'_{1j} & \dots & x_{1s} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x'_{2j} & \dots & x_{2s} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{j1} & x_{j2} & \dots & x'_{jj} & \dots & x_{js} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x'_{nj} & \dots & x_{ns} \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Para calcular los índices de sensibilidad, se evalúa inicialmente el modelo con los datos de la matriz M_1 , obteniendo un vector de resultados de dimensión n .

Este vector de resultados obtenido se va a definir por nomenclatura como $y = f(x)$, es decir se va a presentar la salida en función de sus parámetros de entrada. Por ejemplo, el error obtenido para el primer estado operativo se define como se muestra en la ecuación (3.24).

$$y_1 = f(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1s}) \quad (3.24)$$

Posteriormente, se calcula la esperanza matemática y la varianza de este vector de salida como se muestra en las ecuaciones (3.25) y (3.26) [SALT04].

$$E(y) = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs}) \quad (3.25)$$

$$V(y) = \frac{1}{n-1} \sum_{r=1}^n (f^2(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs}) - E^2(y)) \quad (3.26)$$

Finalmente, el índice de sensibilidad S_j de primer orden se calcula como se muestra en la ecuación (3.27).

$$S_j = \frac{V(E(y|x_j))}{V(y)} \quad (3.27)$$

Este índice determina si el parámetro x_j es importante en el modelo. El numerador de la ecuación (3.27), se calcula como se muestra a continuación.

$$V(E(y|x_j)) = U_j - E^2(y) \quad (3.28)$$

Donde,

$$U_j = \frac{1}{n-1} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs}) f(x'_{r1}, x'_{r2}, \dots, x'_{r(j-1)}, x_{rj}, x'_{r(j+1)}, \dots, x'_{rs}) \quad (3.29)$$

El vector de resultados $f(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs})$ se obtiene al evaluar la matriz M_1 en el modelo y el vector de resultados $f(x'_{r1}, x'_{r2}, \dots, x'_{r(j-1)}, x_{rj}, x'_{r(j+1)}, \dots, x'_{rs})$ se obtiene al evaluar la matriz N_j en el modelo, la cual es una matriz donde todos los parámetros excepto x_j son re-muestreados.

La multiplicación de estos dos vectores se basa en la siguiente lógica: si x_j es un parámetro muy influyente en la salida, entonces se van a presentar errores grandes en los dos vectores de salida, y la respuesta de la multiplicación de ambos vectores será un

número grande. Si x_j es el único factor influyente y todos los demás son insignificantes, entonces los dos vectores de salida serán idénticos. Luego, si x_j no es un parámetro influyente entonces en los dos vectores de salida se van a presentar errores grandes y pequeños de forma aleatoria. Por lo tanto la multiplicación no va a generar valores muy altos. De esta forma, U_j será mucho más alto para un factor influyente que para uno no influyente.

El procedimiento descrito anteriormente se aplica para encontrar los índices de sensibilidad de primer orden para los demás parámetros estudiados.

Los índices para los efectos totales se calculan como se presenta en la ecuación (3.30).

$$S_{Tj} = 1 - \left(\frac{U_{-j} - E^2(y)}{V(y)} \right) \quad (3.30)$$

En este caso, $E^2(y)$ se calcula solamente con el vector de salida estimado a partir de la matriz M_1 como se muestra en la ecuación (3.31), y U_{-j} se muestra en la ecuación (3.32), la cual se calcula a partir del vector de resultados que se obtiene al evaluar M_1 y el vector de resultados que se obtiene al evaluar N_{Tj} .

$$E^2(y) = \left(\frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs}) \right)^2 \quad (3.31)$$

$$U_{-j} = \frac{1}{n-1} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs}) f(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{r(j-1)}, x'_{r(j)}, x_{r(j+1)}, \dots, x_{rs}) \quad (3.32)$$

En general, para calcular los índices de primer orden, la regla es no re-muestrear el parámetro estudiado y para estimar los índices totales solo se debe re-muestrear el parámetro estudiado.

Una de las ventajas de la descomposición de la varianza es que trabaja con modelos no lineales, con lo cual se estaría representando adecuadamente los métodos de localización. Sin embargo, esta técnica tiene un alto costo computacional.

3.5.4 Técnica Sobol

La técnica Sobol también se basa en el análisis de la varianza, por lo que utiliza algunos conceptos mencionados en la técnica anterior. Teniendo nuevamente las matrices M_1 y M_2 , donde M_1 es la matriz muestreada y M_2 es la matriz re-muestreada, se calculan N_j y N_{Tj} como se presentó anteriormente.

El índice de sensibilidad de primer orden para el parámetro j , se calcula como se presenta en la ecuación (3.33):

$$S_j = \frac{D_j}{D} \quad (3.33)$$

Donde, D es la varianza total de la función, la cual se puede calcular a partir de la ecuación (3.34). La técnica Sobol para evitar calcular integrales, utiliza el método de Monte Carlo, aproximando las integrales en sumatorias para un fácil análisis, quedando como se muestra en la ecuación.

$$D = \int f^2(x)dx - f_0^2 \approx \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f^2(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs}) - f_0^2 \quad (3.34)$$

Donde,

$$f_0 = \int f(x)dx \approx \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rs}) \quad (3.35)$$

La varianza parcial D_j se calcula a partir del vector de resultados obtenido de la matriz M_1 y el vector de resultados obtenido de la matriz N_j , como se muestra en la ecuación (3.36).

$$D_j \approx D - \frac{1}{2n} \sum_{r=1}^n [f(x_{r1}, \dots, x_{rs}) - f(x'_{r1}, \dots, x'_{r(j-1)}, x_{rj}, x'_{r(j+1)}, \dots, x'_{rs})]^2 \quad (3.36)$$

Para calcular los índices totales se utiliza la ecuación (3.37).

$$S_j^{total} = \frac{D_j^{total}}{D} \quad (3.37)$$

Donde, D_j^{total} se calcula a partir del vector de resultados obtenido de la matriz M_1 y el vector de resultados obtenido de la matriz N_{Tj} , como se muestra en la ecuación (3.38)

$$D_j^{total} \approx \frac{1}{2n} \sum_{k=1}^n [f(x_{k1}, \dots, x_{ks}) - f(x_{r1}, \dots, x_{r(j-1)}, x'_{r(j)}, x_{r(j+1)}, \dots, x_{rs})]^2 \quad (3.38)$$

El procedimiento descrito anteriormente se aplica para encontrar los índices de primer orden y los índices totales de los demás parámetros de entrada.

Una de las propiedades más útiles de esta descomposición, es que todos los sumandos del análisis de sensibilidad deben ser iguales a 1 y positivos como se muestra en la ecuación (3.39) para un modelo aditivo.

$$\sum_{i=1}^s S_i + \sum_{1 \leq i \leq j \leq s} S_{ij} + \dots + S_{1,2,\dots,s} = 1 \quad (3.39)$$

Donde, los índices de primer orden siempre deben ser menores que los índices totales, como se muestra a continuación,

$$0 \leq S_{(1,\dots,s)} \leq S^{total}_{(1,\dots,s)} \quad (3.40)$$

Para calcular la participación del parámetro x_j en las interacciones con otros factores se utiliza la ecuación (3.41) [LOPE12].

$$S_{interacciones} = S_j^{total} - S_j \quad (3.41)$$

Los parámetros de modelado pueden ser agrupados de acuerdo al valor que tengan en su índice de sensibilidad total. Cuando el índice total es mayor a 0.8 se dice que el parámetro es muy importante en la salida. Cuando está entre 0.5 y 0.8 se dice que el parámetro es importante. Cuando está entre 0.3 y 0.5 se dice que el parámetro no es importante y cuando está por debajo de 0.3 se dice que el parámetro es irrelevante [CHAN97].

La técnica Sobol trabaja a partir de la descomposición de la varianza, por lo tanto funciona muy similar a la técnica anterior. Una de las ventajas del método, es que considera que el modelo es no lineal, pero una de las desventajas es que tiene un alto costo computacional, al tener que evaluar el modelo varias veces con las matrices complementarias creadas.

Después de evaluar la técnica de sensibilidad, se presentan los índices obtenidos por medio de gráficas para un fácil análisis. Estas gráficas me indican los parámetros de modelado que más afectan el desempeño de los métodos de localización.

En los métodos de localización basados en el modelo, se presentan los índices de sensibilidad con relación a los nodos del sistema analizado. Un ejemplo de una gráfica obtenida, se presenta en la figura 3.8, donde el eje y representa los coeficientes Beta obtenidos en el análisis de regresión y el eje x representa los nodos del sistema.

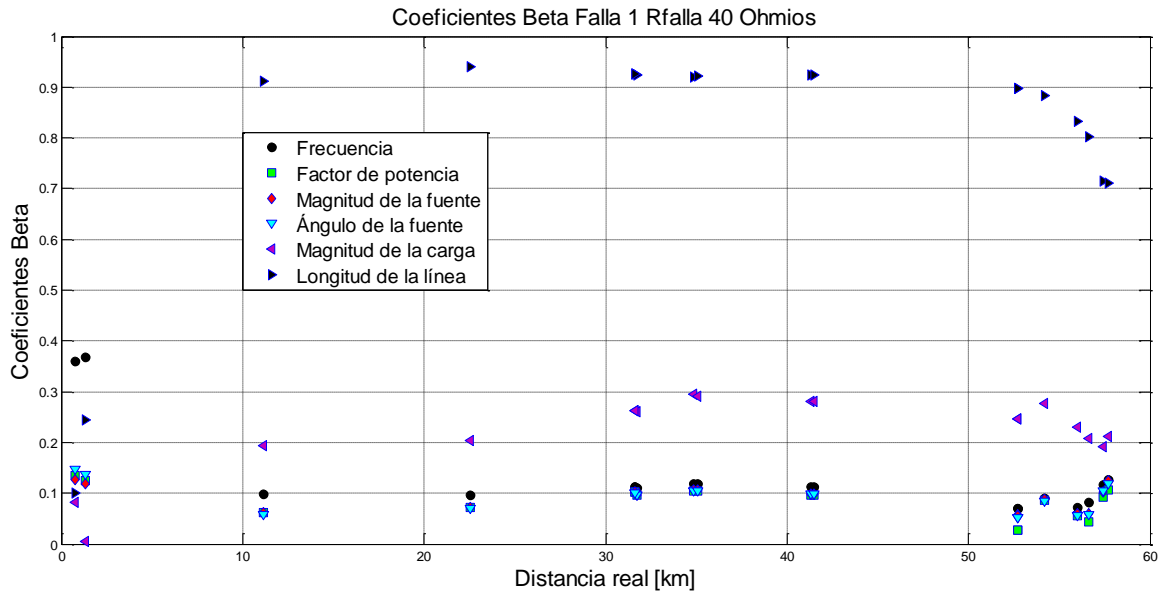


Figura 3.8. Ejemplo de los coeficientes Beta obtenidos para los MBM.

Los MBC se presentan de forma diferente, en este caso se presenta un diagrama de barras donde se muestra claramente el parámetro que más afecta. En la figura 3.9 se presenta un ejemplo de una gráfica obtenida para los MBC.

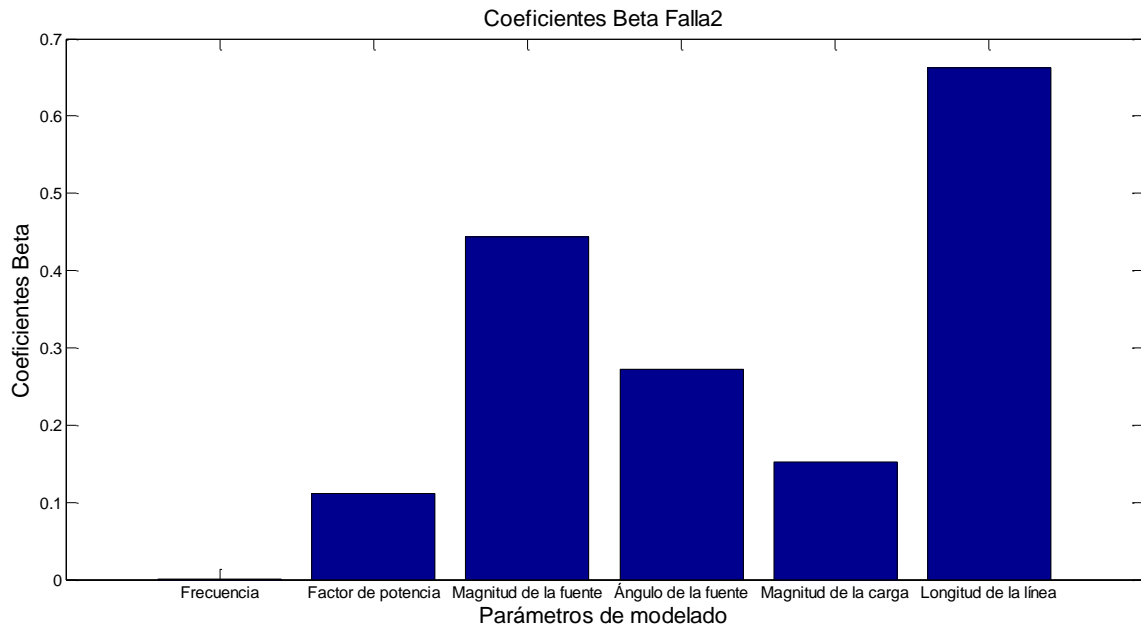


Figura 3.9. Ejemplo de los coeficientes Beta obtenidos para los MBC.

Capítulo 4

4. Aplicación de la metodología propuesta

Este capítulo presenta la validación y análisis de resultados de la metodología propuesta para el análisis de sensibilidad.

4.1 Descripción de los sistemas de prueba

En la validación de la metodología de análisis de sensibilidad se utilizaron tres sistemas de prueba, los cuales son:

- a) El sistema IEEE de 34 nodos, el cual es tomado de los “test feeders” del “Distribution System Analysis Subcommittee” del “Institute Electrical and Electronics Engineers” [IEEE00] y se presenta en la figura 4.1. Este alimentador se encuentra ubicado en el estado de Arizona (Estados Unidos) y opera a una tensión de 24,9 kV. Sus principales características son la presencia de ramales monofásicos, bifásicos y trifásicos, múltiples calibres de conductor y cargas desbalanceadas. Este sistema se modeló en el software de simulación ATPdraw, sin embargo este sistema no considera el modelado de líneas LCC, aspecto que impide el análisis de la resistividad del terreno y la temperatura para este sistema de prueba.
- b) El sistema de 34.5 kV, el cual es tomado de [OSOR14] y se presenta en la figura 4.2. Este sistema considera características generales de las redes de distribución en Colombia, representando principalmente la zona centro del país, donde hay una gran cantidad de municipios con pequeñas cabeceras urbanas y extensas áreas rurales. El diseño está basado en la normativa [CODE13]. Este sistema se modeló en el software de simulación ATPdraw, considerando el modelado de las líneas LCC.
- c) El sistema IEEE de 34 nodos [IEEE00] mencionado en el primer numeral, pero adicionándole dos generadores distribuidos en los nodos 824 y 836.

Adicionalmente, los parámetros y rangos seleccionados de variación se presentan en la tabla 4.1. Los métodos de localización de fallas con los cuales se validó la metodología de análisis de sensibilidad son: El MBM basado en Novosel [RAMI15] y la máquina de soporte vectorial [GIL13], la cual hace parte de los MBC.

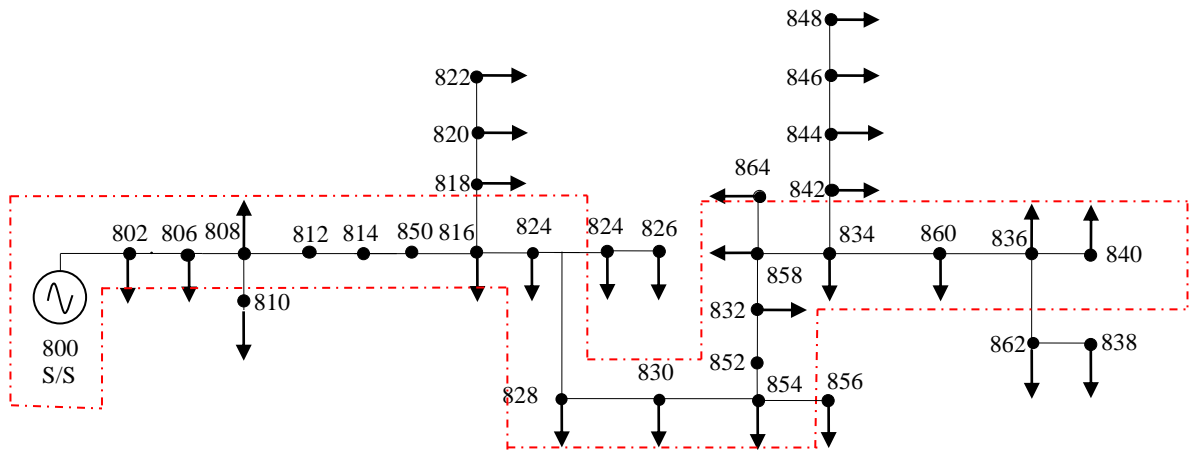


Figura 4.1. Sistema IEEE de 34 nodos.

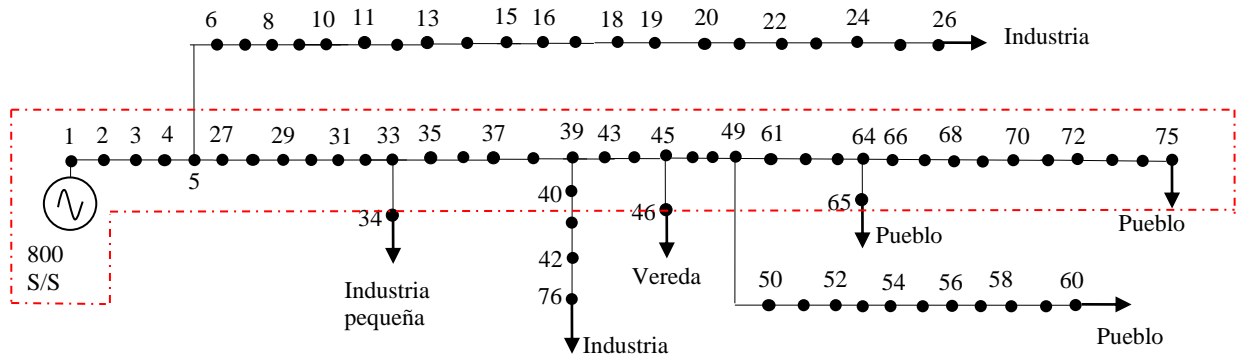


Figura 4.2. Sistema de 34.5 kV.

Parámetros de modelado	Rango de incertidumbre	
	Mínimo	Máximo
Magnitud de tensión en la fuente	0.95 p.u	1.10 p.u
Desbalance	-3.4 °	3.4°
Magnitud de la carga del sistema	10%	150%
Factor de potencia promedio	-0.02	0.02
Longitud del conductor	95%	105%
Resistividad del terreno	80 [Ω *m]	120[Ω *m]
Temperatura del conductor	-0.05 [Ω /km]	0.05[Ω /km]
Frecuencia	59.8 Hz	60.2 Hz

Tabla 4.1. Rangos de incertidumbre de los parámetros de modelado

4.2 Validación del criterio heurístico

La validación del criterio heurístico se realiza para el circuito IEEE de 34 nodos sin considerar generación distribuida y se realiza utilizando los métodos basados en el modelo y los métodos basados en el conocimiento. En la validación se varían los siguientes seis parámetros de modelado: magnitud de tensión en la fuente, desbalance, magnitud de la carga del sistema, factor de potencia, longitud del conductor y frecuencia. Para realizar la validación se utilizó la técnica de muestreo implementada (algoritmo traslacional y búsqueda Tabú) y se utilizó el análisis de regresión como técnica de sensibilidad. Los escenarios se describen a continuación.

4.2.1 Validación utilizando el MBM

Para validar el criterio presentado en la ecuación (3.1) utilizando los MBM se simularon fallas monofásicas en la fase A en todos los nodos del sistema, con resistencia de falla de 40Ω . A continuación se describen los escenarios seleccionados y se presentan los resultados obtenidos para cada uno de ellos. Para el análisis de los resultados se utiliza el radial equivalente seleccionado en la figura 4.1, debido a que contiene el mayor número de nodos del sistema.

a) Escenario 1: Análisis de sensibilidad con $n=729$ y $s=6$. En este escenario se utiliza el criterio heurístico, el cual determina que para analizar seis parámetros de modelado es necesario muestrear como mínimo 729 estados operativos. Para este escenario se varían todas las cargas y las longitudes en porcentajes iguales. Los resultados obtenidos para este escenario se presentan en la figura 4.3.

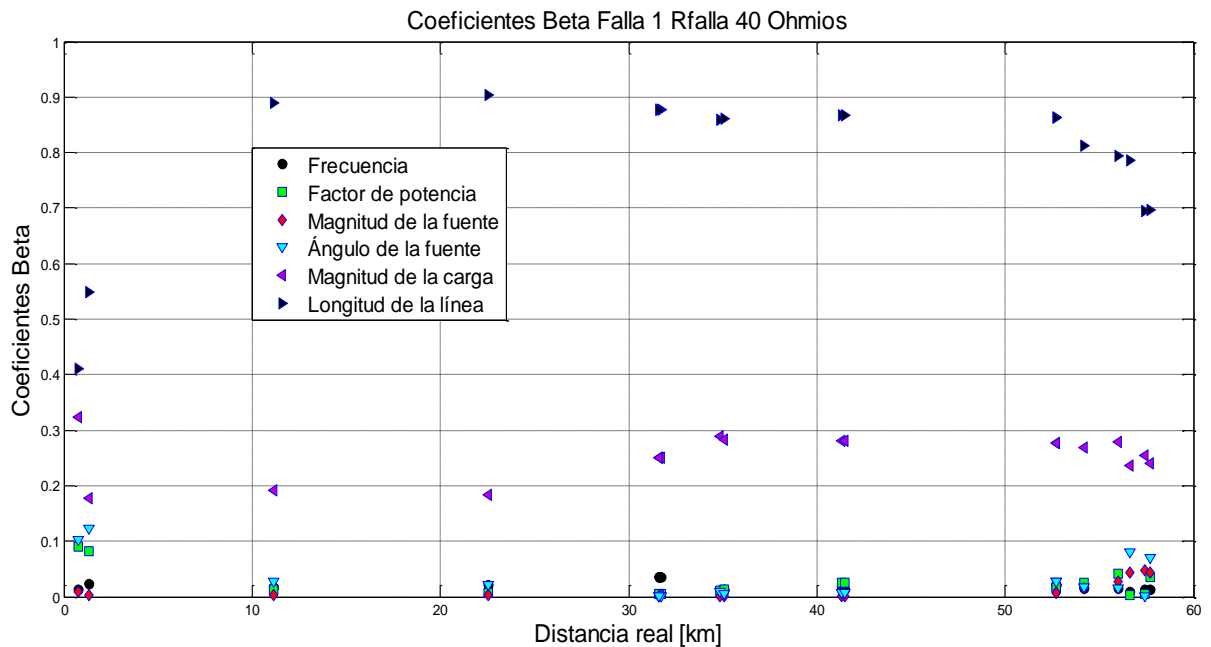


Figura 4.3. Validación del criterio heurístico utilizando MBM. Escenario 1.

b) Escenario 2: Análisis de sensibilidad con $n=2000$ y $s=6$. Este escenario tiene las mismas características que el escenario anterior, solamente se aumentó el número de

estados operativos a evaluar con el fin de comparar los resultados. Los resultados obtenidos para este escenario se presentan en la figura 4.4.

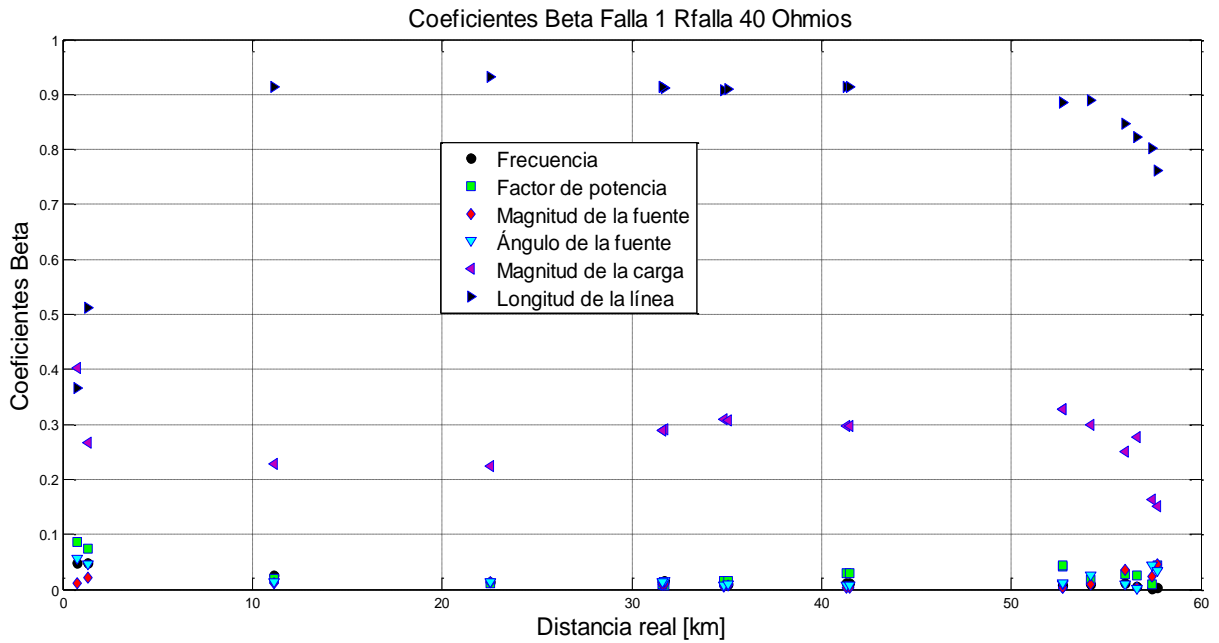


Figura 4.4. Validación del criterio heurístico utilizando MBM. Escenario 2.

c) Escenario 3: Análisis de sensibilidad con $n=729$ y $s=79$. En este caso se aumentó el espacio muestral variando la magnitud de todas las cargas y la longitud de las líneas independientemente con el fin de analizar los resultados cuando se aumenta el espacio muestral. En este escenario, el espacio muestreado queda con dimensión de 79 por los siguientes parámetros de modelado: la frecuencia, factor de potencia, magnitud de la fuente, ángulo de la fuente, 44 cargas y 31 líneas. Los resultados obtenidos se presentan en la figura 4.5.

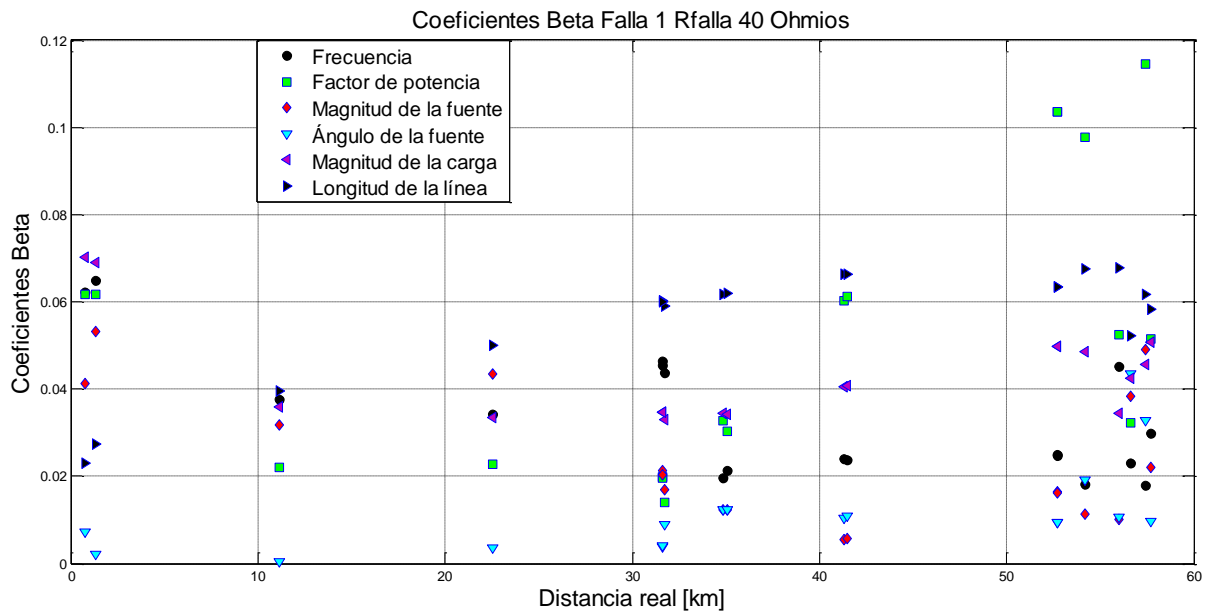


Figura 4.5. Validación del criterio heurístico utilizando MBM. Escenario 3.

Los tres escenarios presentados se realizaron para validar el criterio heurístico utilizando los métodos basados en el modelo. Las gráficas resultantes tienen como eje X, la distancia en km desde la subestación hasta el nodo final del radial seleccionado en la figura 4.1, y como eje Y tienen los coeficientes Beta, los cuales son adimensionales y varían entre 0 y 1. Las gráficas indican la importancia de los parámetros de entrada en cada uno de los nodos que pertenecen al radial analizado. Los MBM generan un error absoluto por cada nodo y cada resistencia de falla evaluada. En este caso solamente se presentaron las gráficas resultantes para una falla de $40\ \Omega$, sin embargo para las fallas monofásicas con resistencias de falla de $[0.05\ 8\ 16\ 24\ 32]\ \Omega$ se presentan resultados similares.

El primer escenario se creó de acuerdo al criterio heurístico, el cual define que para analizar seis parámetros de modelado es necesario crear 729 estados operativos. El segundo escenario se obtuvo aumentando los estados operativos, con el fin de comprobar que dieran los mismos resultados que en el primer escenario. Como se observa en ambos escenarios la longitud de las líneas es el parámetro que más afecta los métodos de localización, seguido de la magnitud de la carga. Es importante mencionar que entre más estados operativos se analicen los resultados serán mejores, sin embargo el costo computacional es alto y los resultados obtenidos son similares a los presentados con 729 estados operativos. Comparando el tiempo de cómputo utilizado, el segundo escenario tardó 31 horas más que el primero. Por lo tanto se recomienda que el número mínimo de estados operativos a analizar sea el definido con el criterio heurístico.

Finalmente, en el tercer escenario se varía la magnitud de las cargas y la longitud de las líneas independientemente, con el fin de aumentar el espacio muestral para analizar los resultados obtenidos. Como se observa, los coeficientes Beta solamente llegan a 0.12, y la gráfica obtenida es diferente a las mostradas anteriormente, lo cual indica que si se aumenta la dimensión del espacio muestreado sin aumentar los estados operativos se pueden llegar a resultados falsos debido a que la muestra evaluada no representa adecuadamente el espacio total.

Adicionalmente, cuando se utiliza el criterio heurístico presentado, las divisiones horizontales y verticales en las que se divide el espacio total dan como resultado un número entero, por lo que no se necesita aumentar la cantidad de estados operativos, ni ajustar la muestra nuevamente, disminuyendo también el costo computacional.

Cuando no se utiliza el criterio heurístico, la cantidad de estados operativos se puede aumentar considerablemente y si los parámetros a variar son significativamente altos, se puede presentar un problema de memoria con el software implementado.

4.2.2 Validación utilizando el MBC

Para validar el criterio presentado en la ecuación (3.1) utilizando los MBC se simulaban fallas bifásicas en las fases A-B en todos los nodos del sistema, con resistencias de falla de $[0.05\ 8\ 16\ 24\ 32\ 40]\ \Omega$. Adicionalmente, se utilizaron los descriptores nominales para parametrizar la máquina de soporte vectorial y se utilizaron 200 estados operativos creados con la técnica de muestreo implementada para entrenar la máquina. A continuación se presentan los resultados obtenidos para los tres escenarios descritos anteriormente.

a) Escenario 1: Análisis de sensibilidad con $n=729$ y $s=6$, variando la magnitud de la carga y la longitud de la línea independientemente. Los resultados obtenidos para este escenario se presentan en la figura 4.6.

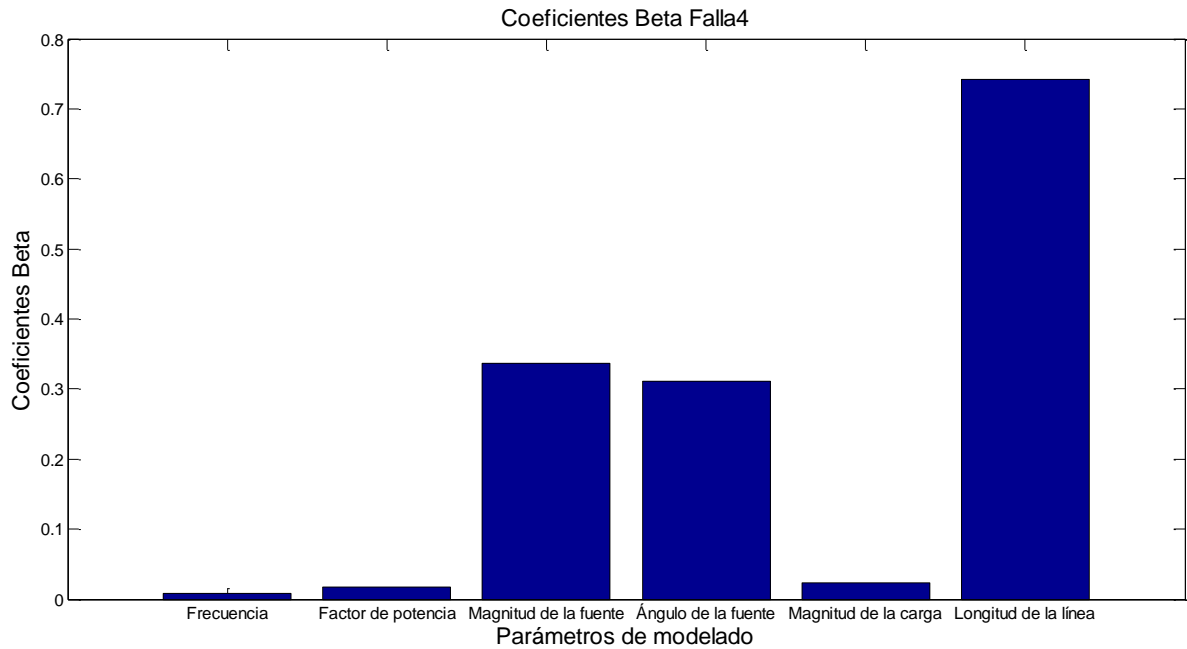


Figura 4.6. Validación del criterio heurístico utilizando MBC. Escenario 1.

b) Escenario 2: Análisis de sensibilidad con $n=2000$ y $s=6$. Los resultados obtenidos para este escenario se presentan en la figura 4.7.

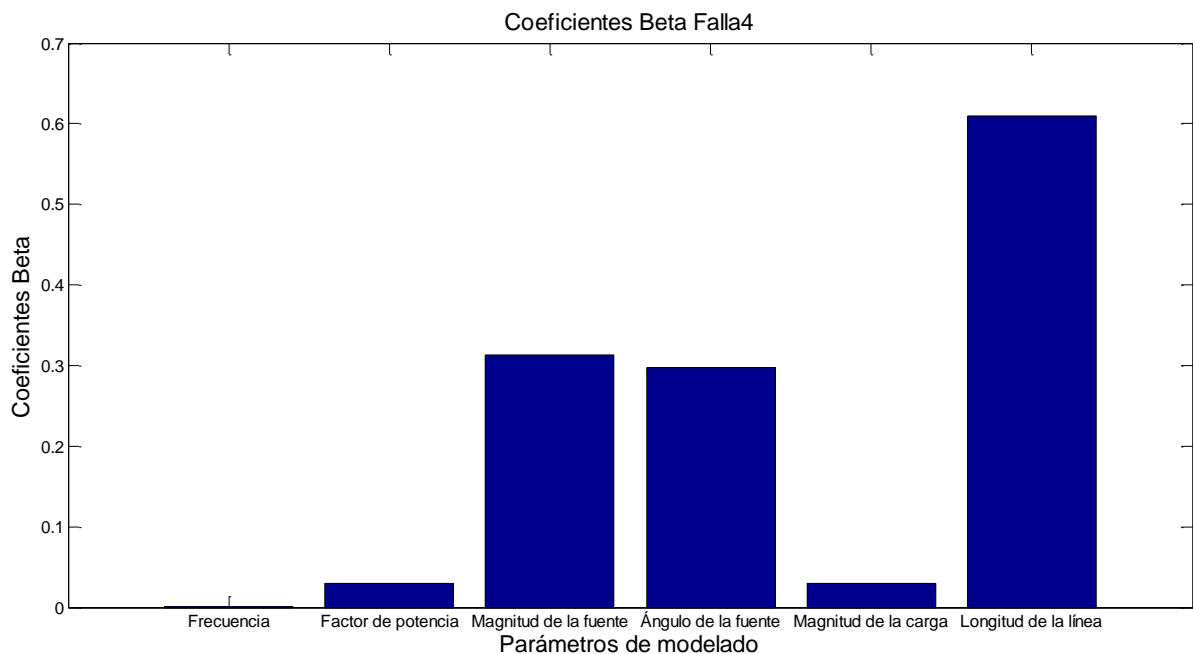


Figura 4.7. Validación del criterio heurístico utilizando MBC. Escenario 2.

c) Escenario 3: Análisis de sensibilidad con $n=729$ y $s=79$, utilizando la magnitud de la carga y la longitud de las líneas como variables independientes. Los resultados obtenidos se presentan en la figura 4.8.

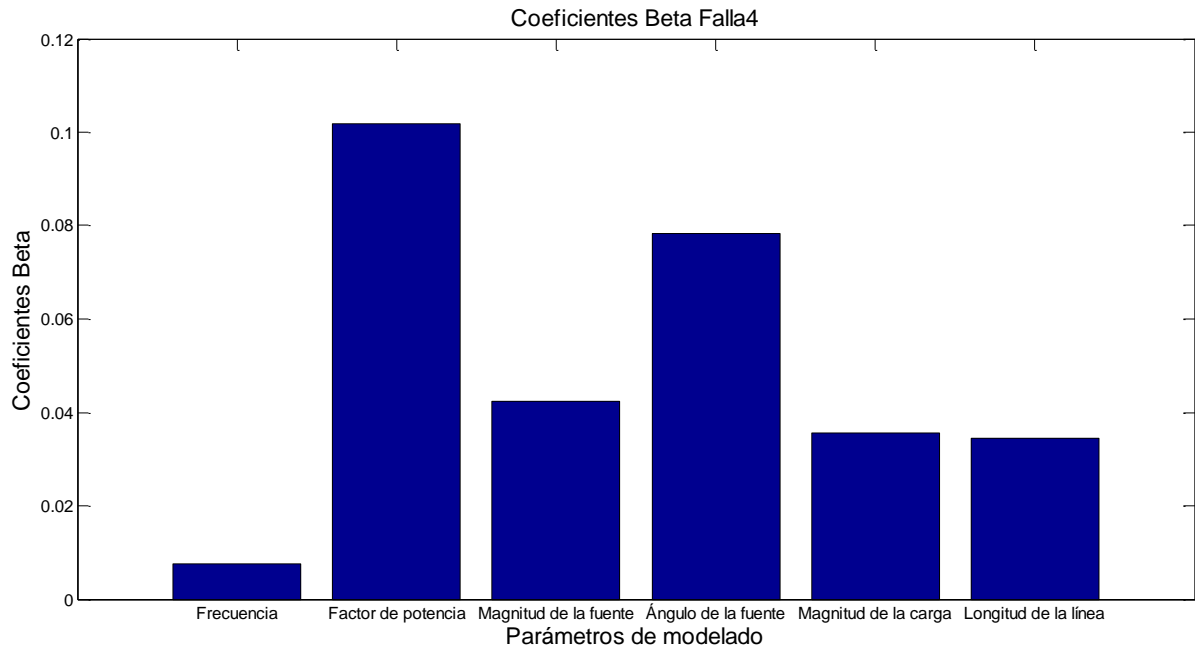


Figura 4.8. Validación del criterio heurístico utilizando MBC. Escenario 3.

La máquina de soporte vectorial a diferencia de los MBM, solamente genera un error por cada estado operativo independientemente de los nodos y de las resistencias de falla evaluadas, por lo tanto los resultados se presentan con un diagrama de barras, donde el eje X representa los parámetros de modelado y el eje Y representa los coeficientes Beta obtenidos.

Como se puede observar las dos primeras gráficas son muy similares, la variación en la longitud de las líneas es el parámetro que más afecta, seguido de la magnitud de la fuente y el ángulo de la fuente. La única variación se presenta en el valor de los coeficientes Beta aunque no es muy relevante. Sin embargo, en la gráfica obtenida con el escenario 3 se obtuvo que el factor de potencia es el parámetro que más afecta. En este caso se confirman las conclusiones presentados con los MBM. Es necesario que la cantidad de estados operativos evaluados represente adecuadamente el espacio total para no llegar a resultados falsos.

4.3 Validación del algoritmo de propagación traslacional y la búsqueda Tabú

Para la validación de la técnica de muestreo implementada se utilizaron los dos métodos de localización. A continuación se describen los escenarios y se presentan los resultados obtenidos.

4.3.1 Validación utilizando el MBM

Para validar la técnica de muestreo implementada en el MBM se utilizó el sistema de 34.5 kV presentado en la figura 4.2 y se simulaban fallas trifásicas con resistencia de

falla de $20\ \Omega$ en todos los nodos del radial seleccionado. La validación se realizó para los siguientes cuatro parámetros de modelado: la resistividad del terreno, la temperatura, la longitud de las líneas y la magnitud de las cargas. Para realizar la validación se utilizó el análisis de regresión como técnica de sensibilidad. A continuación se describen los escenarios seleccionados y se presentan los resultados obtenidos para cada uno de ellos.

a) Escenario 1: Análisis de sensibilidad con $n=81$ y $s=4$, utilizando la técnica de muestreo implementada. El resultado para este escenario se presenta en la figura 4.9.

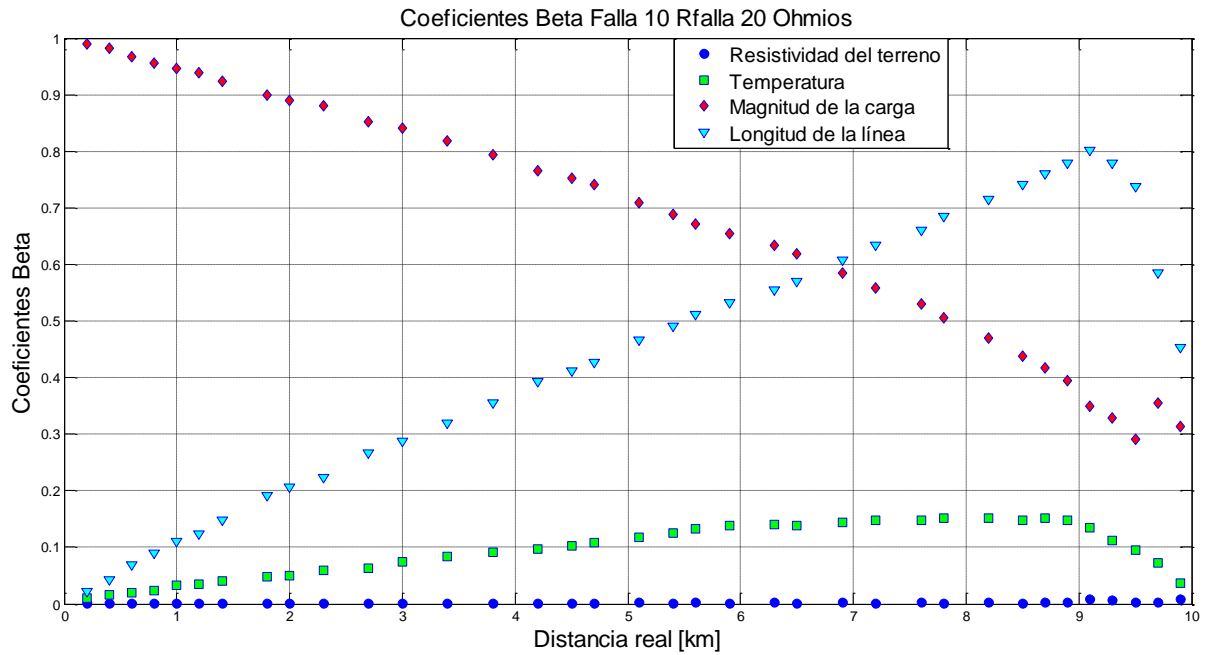


Figura 4.9. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 1.

b) Escenario 2: Análisis de sensibilidad con $n=200$ y $s=4$, utilizando la técnica de muestreo implementada. Este escenario tiene las mismas características que el escenario anterior, solamente se aumentó el número de estados operativos a evaluar con el fin de comparar los resultados. Los resultados obtenidos para este escenario se presentan en la figura 4.10.

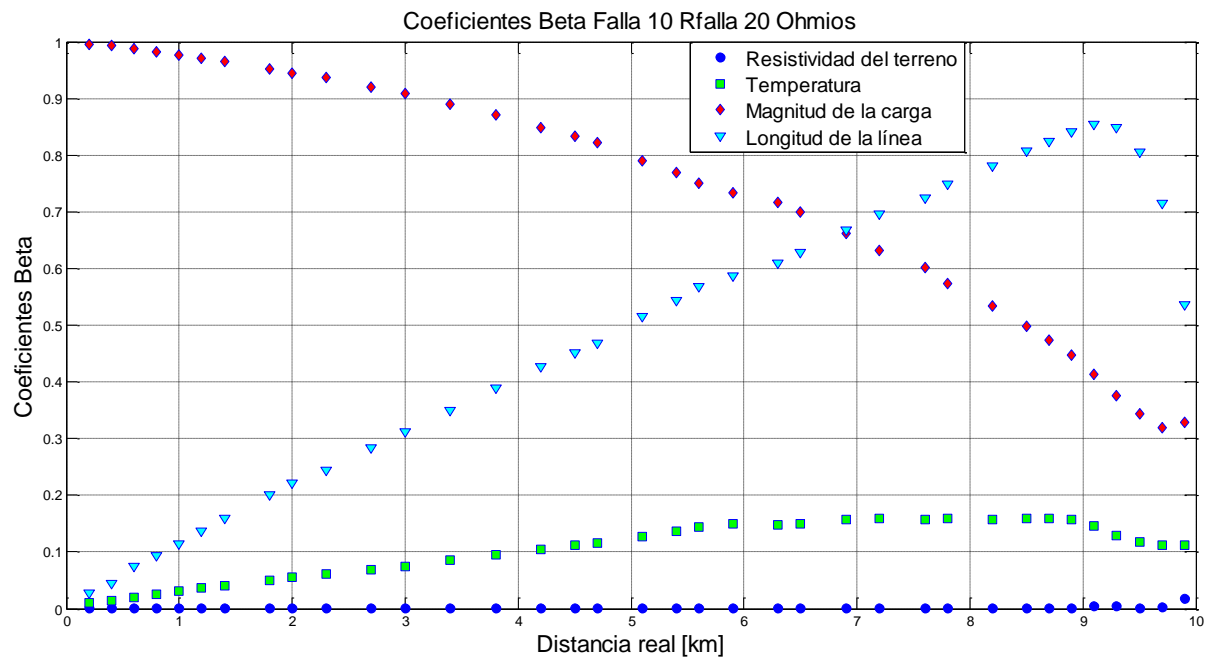


Figura 4.10. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 2.

c) Escenario 3: Análisis de sensibilidad con $n=81$ y $s=4$, utilizando una técnica de muestreo aleatoria. Los resultados se presentan en la figura 4.11.

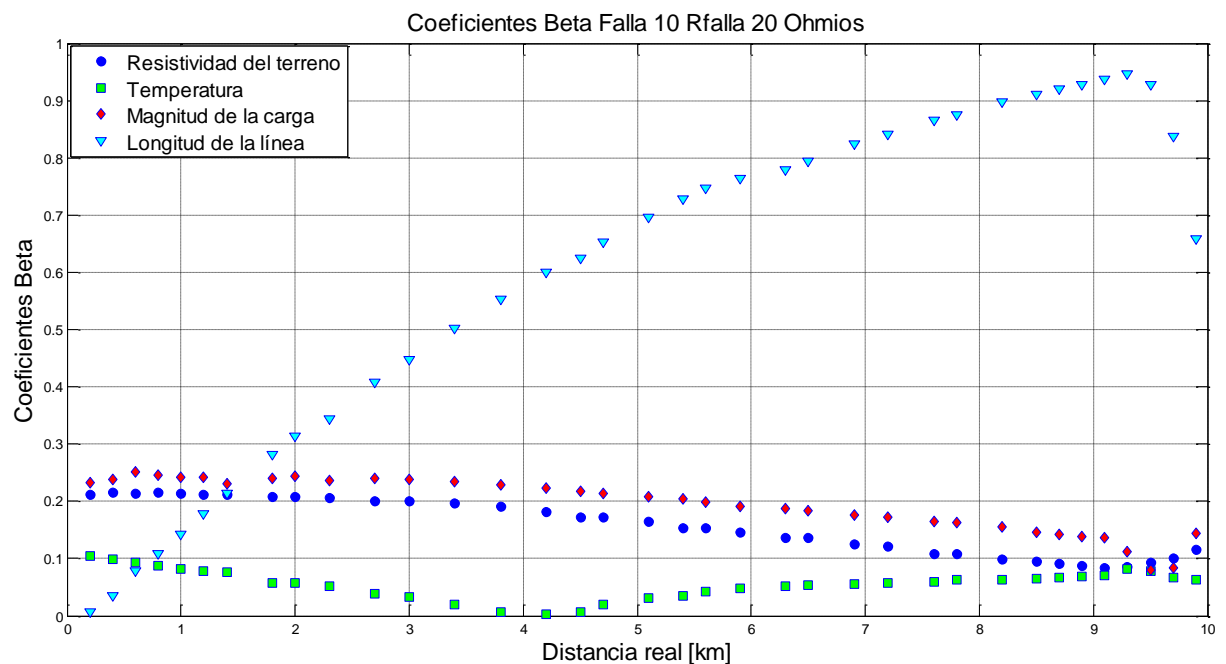


Figura 4.11. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 3.

d) Escenario 4: Análisis de sensibilidad con $n=200$ y $s=4$, utilizando una técnica de muestreo aleatoria. Los resultados se presentan en la figura 4.12.

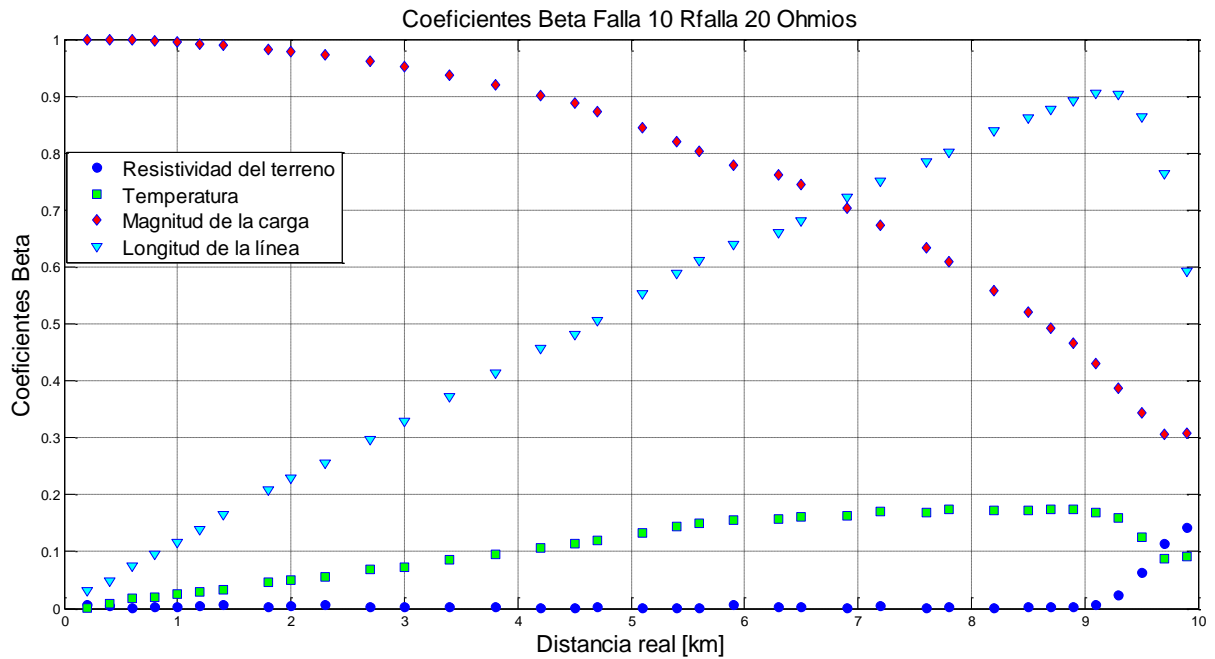


Figura 4.12. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBM. Escenario 4.

Los cuatro escenarios presentados se realizaron con el fin de validar la técnica de muestreo implementada. En el primer escenario se variaron cuatro parámetros de modelado y se evaluaron 81 estados operativos como lo indica el criterio heurístico. En este caso la magnitud de la carga es el parámetro que más afecta los métodos de localización para los nodos que están más cerca de la subestación y para los nodos más alejados es la longitud de las líneas. En el segundo escenario se aumentó el número de estados operativos a 200 y se utilizó nuevamente la técnica de muestreo implementada para comparar los resultados ante varios estados operativos, dando como resultado una gráfica muy similar, donde el único cambio es una pequeña variación en el valor de los coeficientes Beta, sin ser esto algo relevante.

En el tercer escenario se utiliza una técnica de muestreo aleatoria para obtener la matriz de estados operativos. En este caso se obtuvo un análisis incorrecto, el cual indica que la longitud de las líneas es el parámetro que más afecta a los métodos de localización. Finalmente, en el último escenario se utiliza una técnica de muestreo aleatoria pero incrementando los estados operativos evaluados. Como se puede observar, la gráfica resultante es igual a las obtenidas en los primeros dos escenarios. Lo cual indica que si se evalúan muchos estados operativos, la técnica de muestreo aleatoria da buenos resultados pero con un costo computacional muy alto. Por el contrario, si se utiliza la técnica de muestreo implementada y el criterio heurístico se disminuye el número de estados operativos a evaluar y se reduce el costo computacional.

La técnica de muestreo implementada tiene un costo computacional bajo, en este caso para obtener la matriz de estados operativos para los 81 estados y los cuatro parámetros de modelado se demora alrededor de 2 segundos más que la técnica de muestreo aleatoria, en cambio pasar de evaluar 81 estados a evaluar 200 se demora 2 horas más.

Como se puede observar en los resultados presentados, aunque en la primera gráfica solo se utilizan 81 estados operativos se presentan buenos resultados gracias a la

utilización de la técnica de muestreo implementada. Esta técnica está compuesta por un algoritmo de propagación traslacional y un algoritmo de búsqueda tabú.

Con el algoritmo de propagación traslacional se obtiene un diseño de un latin hypercupe óptimo, porque no se tienen colapsos ni por filas ni por columnas, y adicionalmente, se tiene una mejor distribución al utilizar el patrón de traslación y con la búsqueda Tabú se maximiza la distancia entre los puntos, garantizando que los puntos evaluados están uniformemente distribuidos en el espacio total, lo cual justifica los buenos resultados obtenidos.

4.3.2 Validación utilizando el MBC

Para validar el método de localización basado en el conocimiento, se utilizó el sistema IEEE de 34 nodos con generación distribuida y se simuló fallas monofásicas en la fase A en todos los nodos del sistema. Los métodos de localización pueden usar las medidas adicionales de los generadores distribuidos para mejorar los resultados. Las fallas simuladas fueron con resistencias de fallas de $[0.05 \ 8 \ 16 \ 24 \ 32 \ 40] \ \Omega$. La validación se realizó para los siguientes cuatro parámetros de modelado: la magnitud de tensión en la fuente, el desbalance, la longitud de las líneas y la magnitud de las cargas. A continuación se describen los escenarios seleccionados y se presentan los resultados obtenidos para cada uno de ellos. Para realizar la validación se utilizó el análisis de regresión como técnica de sensibilidad.

a) Escenario 1: Análisis de sensibilidad con $n=81$ y $s=4$. Utilizando la técnica de muestreo implementada. El resultado para este escenario se presenta en la figura 4.13.

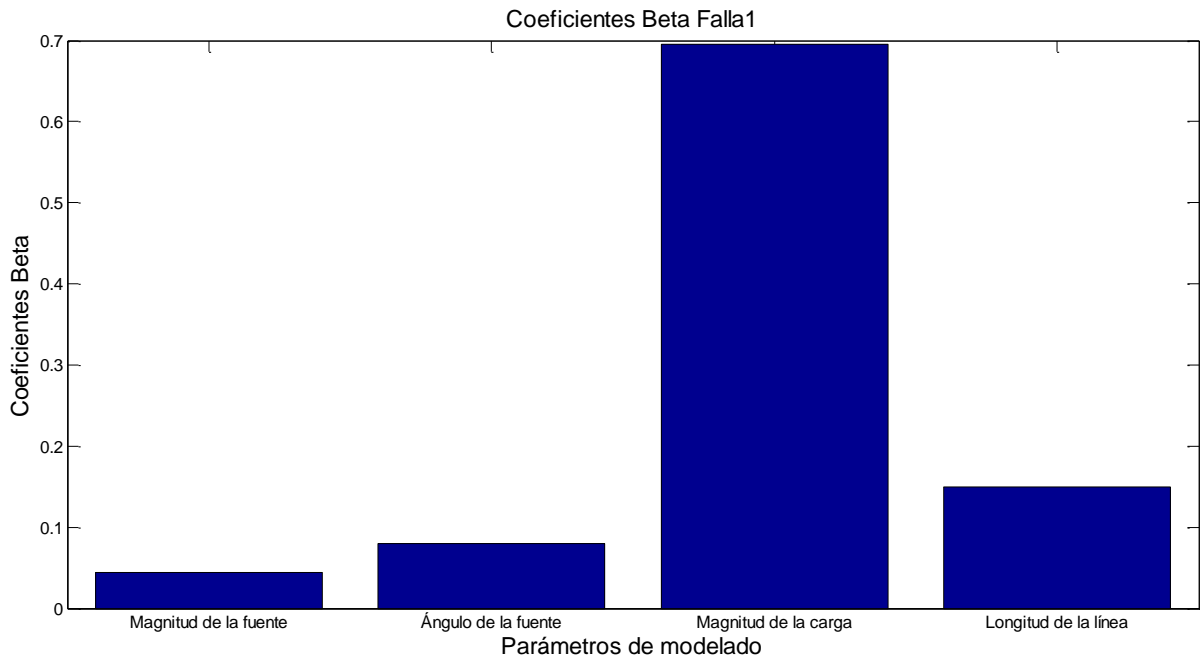


Figura 4.13. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 1.

b) Escenario 2: Análisis de sensibilidad con $n=200$ y $s=4$, utilizando la técnica de muestreo implementada. Este escenario tiene las mismas características que el escenario anterior, solamente se aumentó el número de estados operativos a evaluar con el fin de

comparar los resultados. Los resultados obtenidos para este escenario se presentan en la figura 4.14.

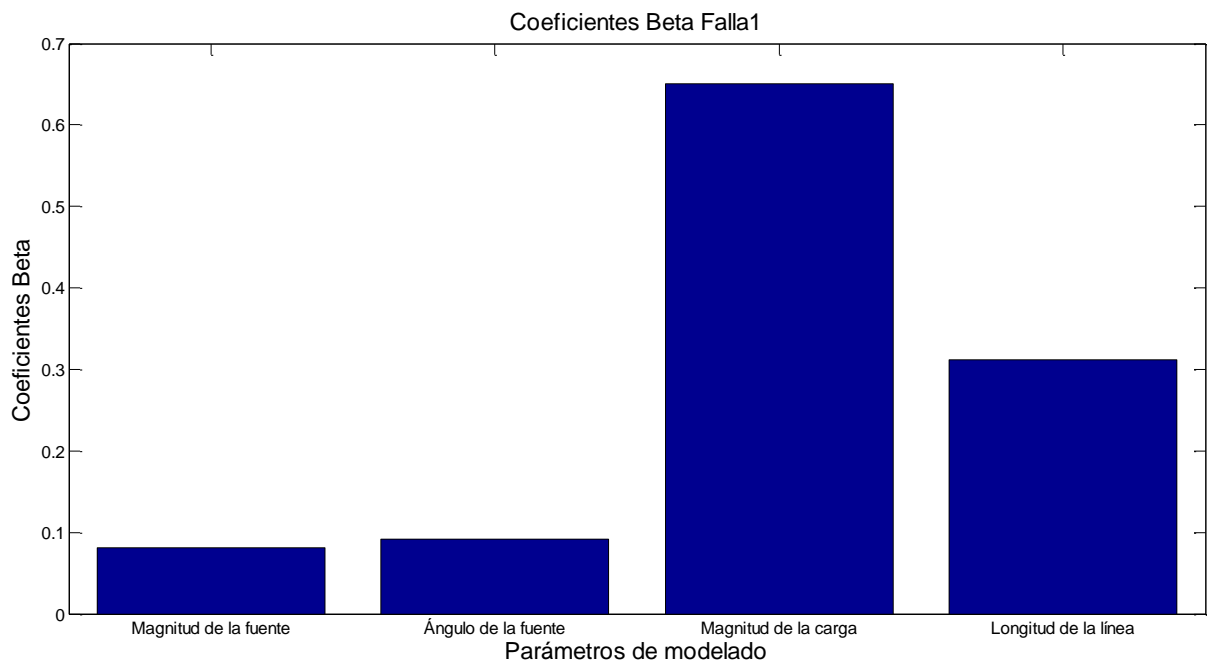


Figura 4.14. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 2.

c) Escenario 3: Análisis de sensibilidad con $n=81$ y $s=4$, utilizando una técnica de muestreo aleatoria. Los resultados se presentan en la figura 4.15.

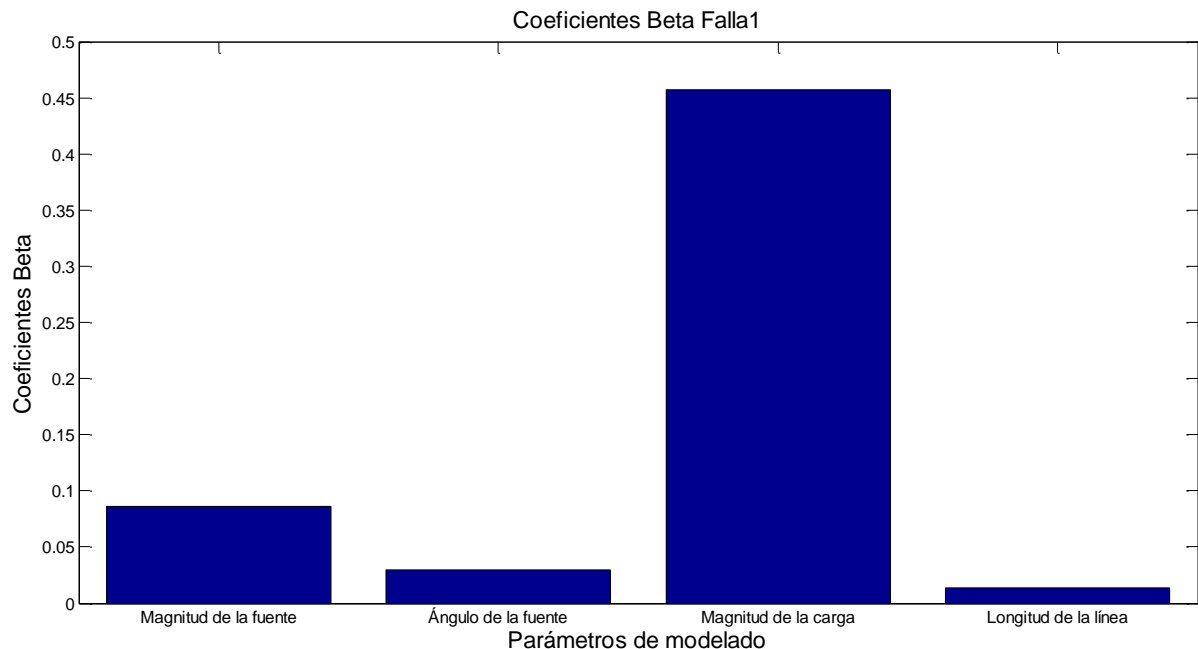


Figura 4.15. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 3.

d) Escenario 4: Análisis de sensibilidad con $n=200$ y $s=4$, utilizando una técnica de muestreo aleatoria. Los resultados se presentan en la figura 4.16.

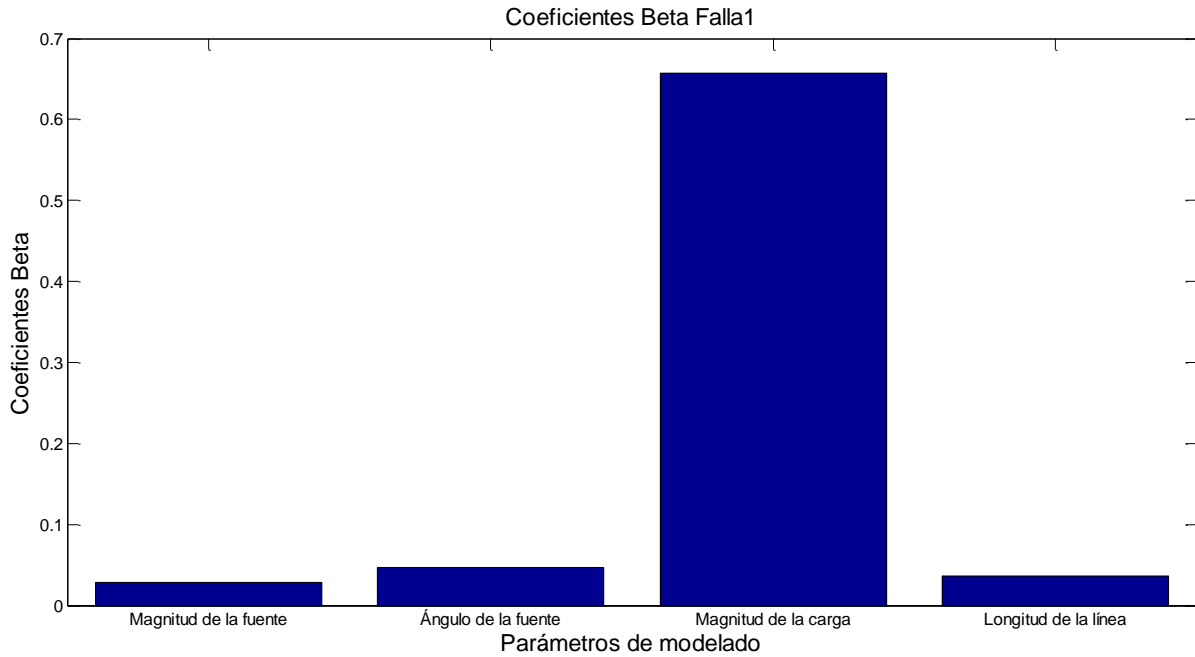


Figura 4.16. Validación de la técnica de muestreo utilizando MBC. Escenario 4.

En este caso, se analizaron nuevamente los cuatro escenarios descritos anteriormente, pero utilizando los métodos de localización basados en el conocimiento para validar la técnica de muestreo en estos métodos. En el primer escenario se variaron cuatro parámetros de modelado y se evaluaron 81 estados operativos como lo indica el criterio heurístico. En este caso la magnitud de la carga es el parámetro que más afecta seguido de la longitud de la línea. En el segundo escenario se crearon 200 estados operativos utilizando la técnica de muestreo implementada, dando como resultado una gráfica muy similar. Comparando estos dos resultados se puede verificar que la técnica implementada presenta buenos resultados, ya que se obtuvo el mismo comportamiento al aumentar los estados operativos.

En el tercer escenario se analizaron 81 estados operativos pero utilizando una técnica de muestreo aleatoria. Como se puede observar la longitud de la línea paso a ser el parámetro que menos afectaba a los métodos de localización, y la magnitud de la fuente paso de ser el parámetro que menos afectaba a ser el segundo parámetro que más afectaba, por lo tanto la técnica de muestreo aleatoria presenta unos resultados incorrectos.

Finalmente, en el cuarto escenario se utilizó nuevamente la técnica de muestreo aleatorio pero con 200 estados operativos. Como se puede observar en la figura 4.16, la gráfica resultante se parece más a la de los dos primeros escenarios aunque no llega a ser la gráfica correcta. La magnitud en la tensión en la fuente sigue siendo el parámetro de modelado que menos afecta al método de localización, pero la longitud de la línea no tiene la misma importancia. Es necesario evaluar más estados operativos con la técnica de muestreo aleatoria para llegar a resultados acertados.

Para este sistema, la técnica de muestreo implementada también se demora alrededor de 2 segundos más que la técnica de muestreo aleatoria para generar los 81 estados operativos, en cambio pasar de evaluar 81 estados a evaluar 200 se demora 2 horas más.

En este caso se llegan a los mismos resultados concluidos anteriormente. La técnica de muestreo implementada permite que la muestra analizada represente adecuadamente el espacio total.

En la Búsqueda Tabú implementada se utilizó la memoria a corto plazo o también denominada memoria basada en hechos recientes, donde se consideraban los tres últimos eventos ocurridos como movimientos prohibidos, para no volver a configuraciones ya visitadas. En este caso el número de movimientos prohibidos y las iteraciones realizadas se escogieron a criterio propio.

4.4 Validación de las técnicas de sensibilidad implementadas.

La validación de las técnicas de sensibilidad se realiza para el sistema IEEE de 34 nodos sin generación distribuida, variando los siguientes seis parámetros de modelado: la frecuencia, el factor de potencia, la magnitud de la tensión, el desbalance, la magnitud de la carga y la longitud de las líneas. El análisis se realizó con 729 estados operativos. Los resultados presentados se obtienen para los efectos de primer orden de los parámetros de modelado. El efecto de primer orden es el que indica la importancia de los parámetros de modelado en los métodos de localización sin tener en cuenta la interacción entre variables.

Para validar las técnicas de sensibilidad se crea inicialmente la matriz M_1 con la técnica de muestreo implementada. Con esta matriz se crean los estados operativos y luego se evalúan en los dos métodos de localización para obtener los errores. Estos errores son los que se utilizan en las técnicas de sensibilidad.

Posteriormente se crea la matriz M_2 , la cual se considera una matriz re-muestreada que se obtiene con una técnica de muestreo aleatoria. Esta matriz se utiliza para obtener las matrices complementarias que se necesitan para evaluar el análisis de la varianza y la técnica Sobol.

A partir de M_1 y M_2 se crean unas matrices complementarias, en las cuales se re-muestran todos los datos excepto los correspondientes al parámetro analizado, por ejemplo para analizar el parámetro j se deja la columna j con los datos de la matriz M_1 y las demás columnas con los datos de la matriz M_2 . A continuación se presentan las matrices complementarias creadas.

- Matriz para analizar la frecuencia.
- Matriz para analizar el factor de potencia.
- Matriz para analizar la magnitud de la tensión.
- Matriz para analizar el desbalance.
- Matriz para analizar la magnitud de la carga.
- Matriz para analizar la longitud de las líneas.

Con cada una de estas matrices se crean los 729 estados operativos y se evalúan los métodos de localización, generando los errores correspondientes a cada estado operativo, los cuales se utilizan en las técnicas de sensibilidad.

4.4.1 Validación utilizando el MBM

Para los MBM se presentan los resultados para fallas monofásicas en la fase A simuladas en el radial seleccionado en la figura 4.1, con resistencia de falla de 40 ohmios. Para las fallas bifásicas en la fase A-B y trifásicas se presentan resultados similares. A continuación se presentan los resultados obtenidos para cada una de las cuatro técnicas de sensibilidad implementadas.

a) Análisis de regresión.

El análisis de regresión se realiza solamente utilizando la matriz M_1 y los errores obtenidos por el MBM después de evaluar los estados operativos que se crearon a partir de esta matriz. La gráfica resultante se presenta en la figura 4.17.

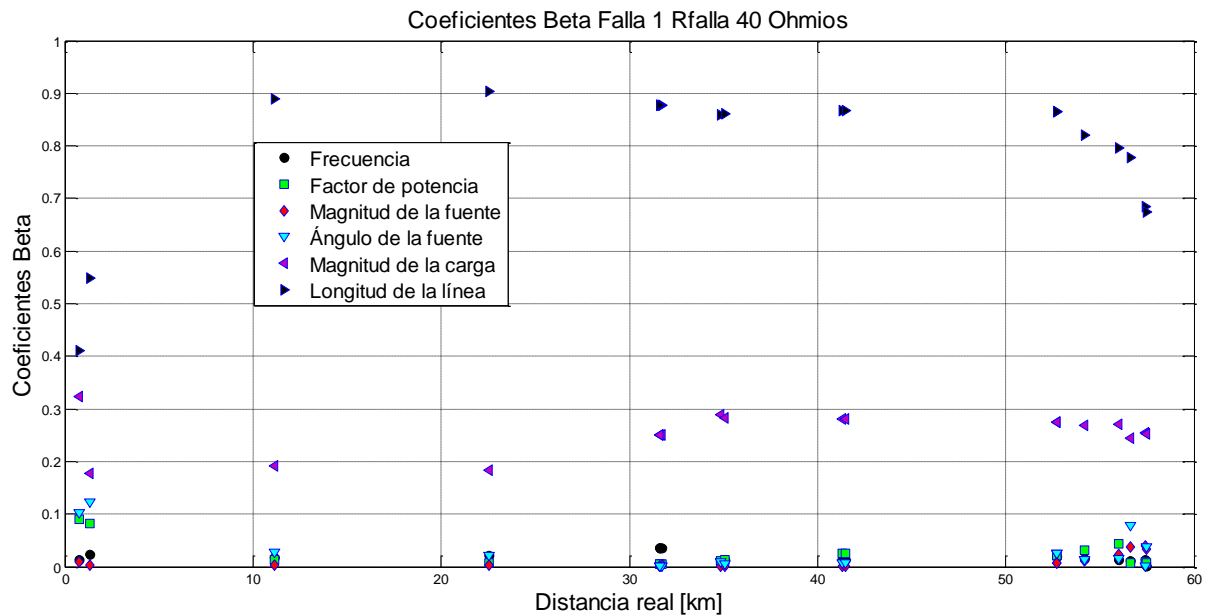


Figura 4.17. Análisis de sensibilidad para el MBM utilizando análisis de regresión.

b) Rangos de transformación

En los rangos de transformación también se utiliza solamente la matriz M_1 y los errores obtenidos por el MBM después de evaluar los estados operativos que se crearon a partir de esta matriz. La gráfica resultante se presenta en la figura 4.18.

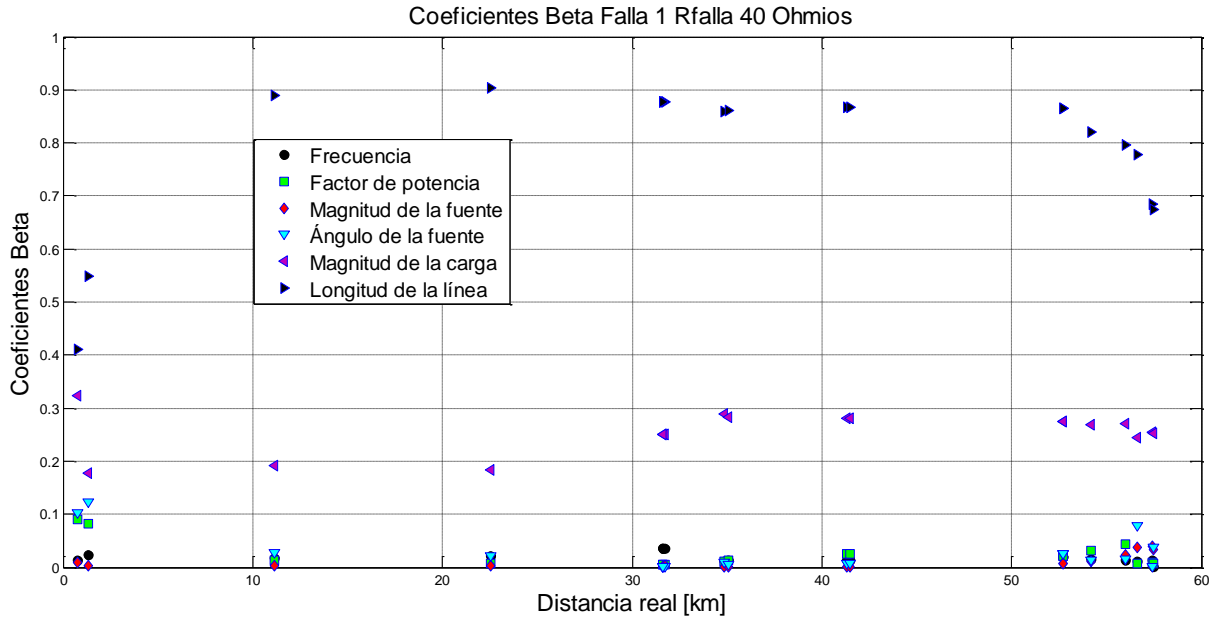


Figura 4.18. Análisis de sensibilidad para MBM utilizando rangos de transformación.

c) Análisis de la varianza (ANOVA)

Para obtener los resultados del análisis de la varianza es necesario utilizar los errores obtenidos por el MBM para cada una de las matrices evaluadas. Para calcular la varianza de la salida $V(y)$ se necesitan los errores del MBM con M_1 , y para calcular los coeficientes Beta de cada uno de los parámetros de modelado se utilizan los errores del MBM para cada una de las seis matrices descritas anteriormente. La gráfica resultante con el análisis de la varianza se presenta en la figura 4.19.

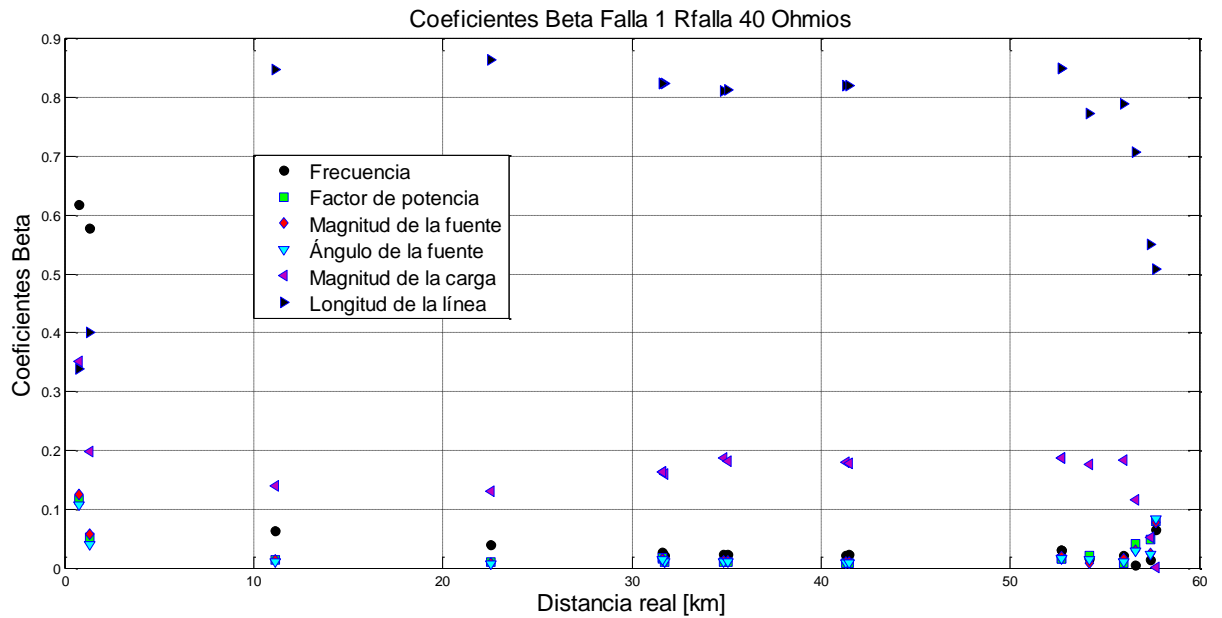


Figura 4.19. Análisis de sensibilidad para el MBM utilizando análisis de la varianza.

d) Técnica Sobol

Para obtener los resultados de la técnica Sobol se calcula inicialmente la varianza D con los errores que obtuvo el MBM para M_1 , y para calcular los coeficientes Beta de cada uno de los parámetros de modelado se utilizan los errores del MBM para cada una de las seis matrices descritas anteriormente. La gráfica resultante con la técnica Sobol se presenta en la figura 4.20.

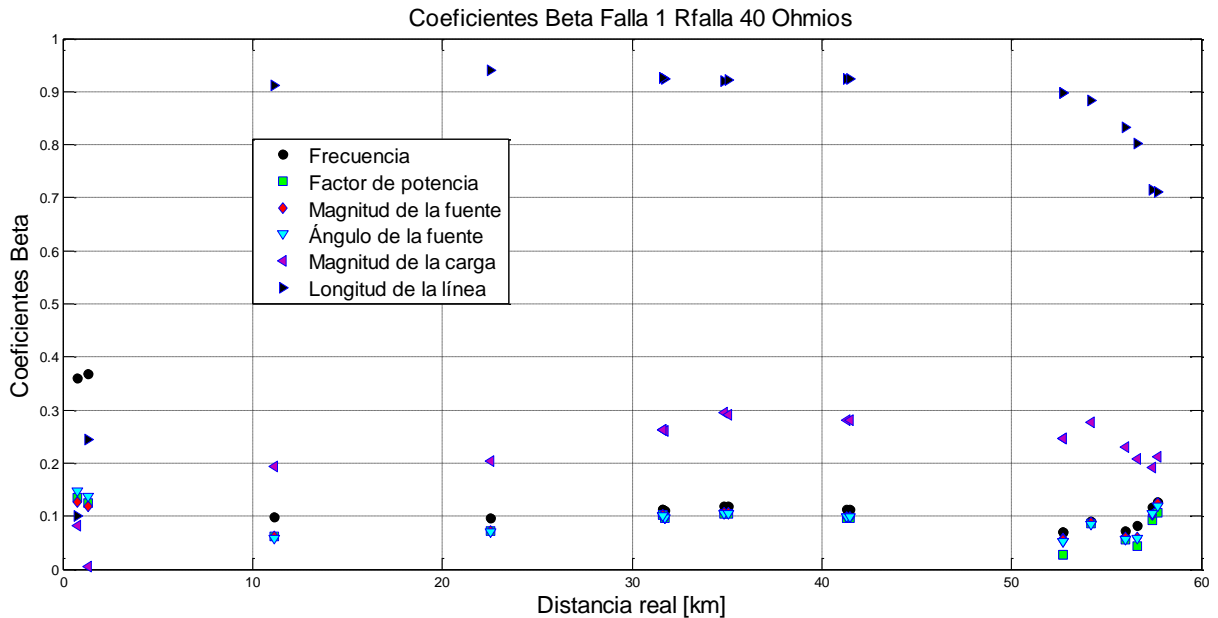


Figura 4.20. Análisis de sensibilidad para el MBM utilizando la técnica de Sobol.

El análisis de la varianza y la técnica Sobol crean una matriz complementaria por cada parámetro de modelado evaluado porque se basan en la lógica de que si un parámetro es importante y se re-muestran todos los parámetros excepto ese, entonces los errores siguen siendo similares.

Los escenarios presentados se utilizan para comparar las cuatro técnicas de sensibilidad implementadas. Como se mencionó en capítulos anteriores, el análisis de regresión considera que la metodología evaluada es lineal, mientras que los rangos de transformación consideran que la metodología aunque no sea lineal, presenta un comportamiento monótono. Por otro lado, el análisis de la varianza y la técnica Sobol consideran que la metodología presenta un comportamiento no lineal.

El análisis de sensibilidad se realiza para los métodos de localización, MBM y MBC. Ambos métodos presentan un comportamiento no lineal, por lo tanto la manera más adecuada de analizarlos sería utilizando el análisis de la varianza o la técnica Sobol. Sin embargo como se puede observar en las gráficas resultantes para los MBM, con las cuatro técnicas de sensibilidad se presentan gráficas muy similares, teniendo solamente un pequeño cambio que es relacionado al valor de los coeficientes Beta, lo cual no es relevante.

Por lo tanto, a pesar de que los métodos evaluados no son lineales, el análisis de regresión sería la mejor opción para evaluarlos, ya que el costo computacional es muy bajo al necesitar solamente una matriz para calcular los coeficientes Beta. Los buenos

resultados del análisis de sensibilidad se pueden justificar por utilizar la técnica de muestreo implementada y la cantidad suficiente de estados operativos.

El análisis de la varianza y el método Sobol son muy usados en la literatura y son técnicas adecuadas si el método analizado tuviera un bajo costo computacional. Sin embargo, en esta investigación crear los estados operativos y evaluarlos en los métodos de localización es un procedimiento complejo, por lo que realizar este procedimiento para cada uno de los parámetros de modelado a evaluar representa un costo computacional muy alto.

Para este caso, crear los 729 estados operativos y evaluarlos en los métodos de localización representan alrededor de 20 horas, por lo que evaluar 7 matrices más correspondientes a M_2 y a las matrices relacionadas con cada parámetro corresponde a 140 horas más, lo cual es un costo computacional demasiado alto que no se justifica porque las gráficas resultantes presentan un comportamiento similar.

En la literatura se presentan otras técnicas de sensibilidad como los coeficientes de correlación de rangos, el método de FAST (Fourier Amplitud Sensitivity Test) y el análisis de regresión con Kernel; sin embargo en esta investigación se utilizaron las cuatro técnicas mencionadas porque eran las más usadas en la literatura.

4.4.2 Validación utilizando el MBC

Para los MBC se presentan los resultados para fallas bifásicas en las fases A-B simuladas en todos los nodos del sistema, con resistencia de falla de [0.05 8 16 24 32 40] ohmios. A continuación se presentan los resultados obtenidos para cada una de las cuatro técnicas de sensibilidad implementadas.

a) Análisis de regresión.

Para el análisis de regresión se utilizan los datos de la matriz M_1 y los errores obtenidos por el MBM para esta matriz. La gráfica resultante se presenta en la figura 4.21.

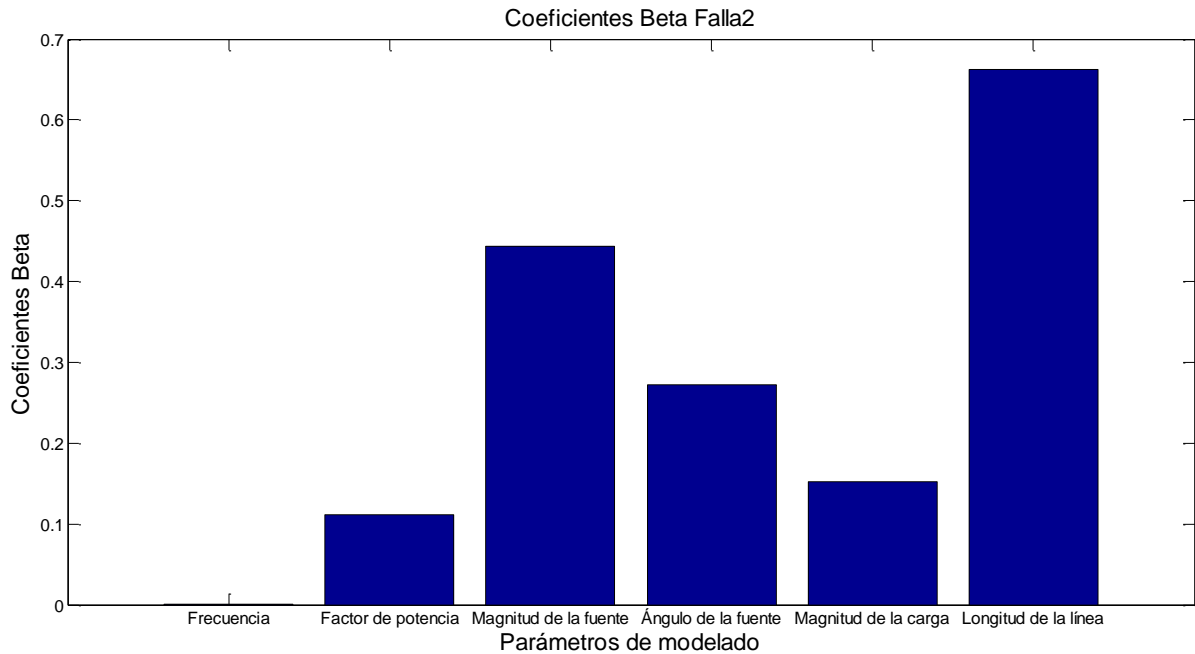


Figura 4.21. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando el análisis de regresión.

b) Rangos de transformación

Para los rangos de transformación se utilizan los datos de la matriz M_1 y los errores obtenidos por el MBM para esta matriz. La gráfica resultante se presenta en la figura 4.22.

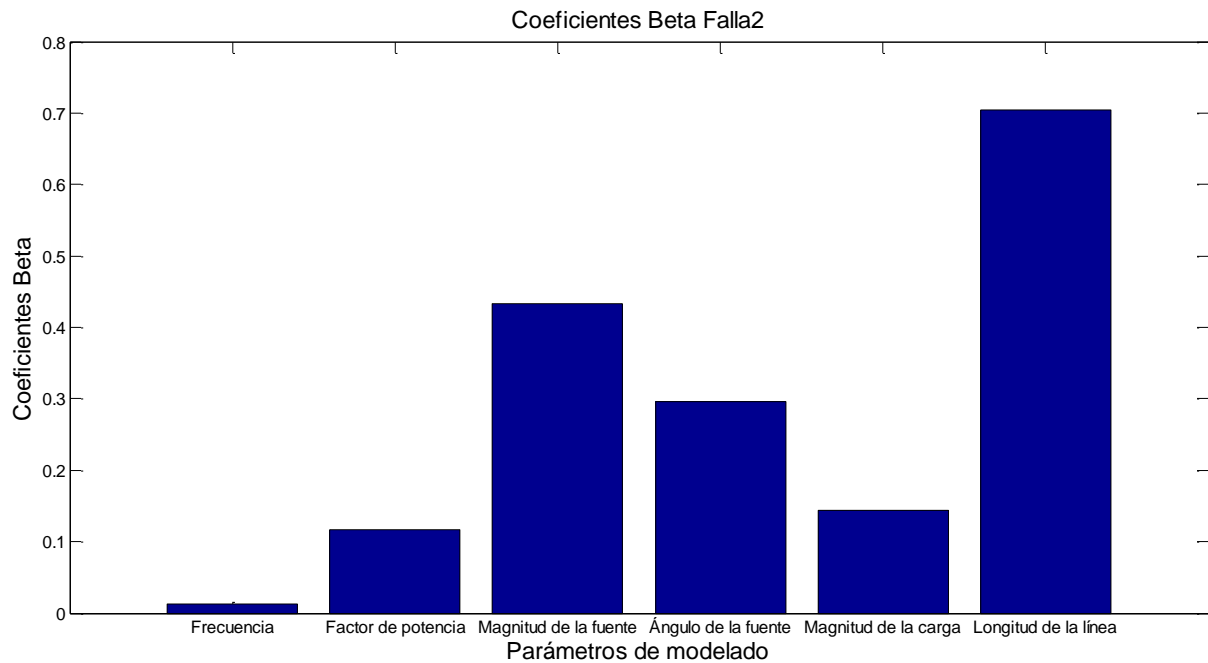


Figura 4.22. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando los rangos de transformación.

c) Análisis de la varianza (ANOVA)

Para obtener los resultados del análisis de la varianza se utilizan los resultados del MBC para la matriz M_1 y los resultados de las matrices complementarias. La gráfica resultante se presenta en la figura 4.23.

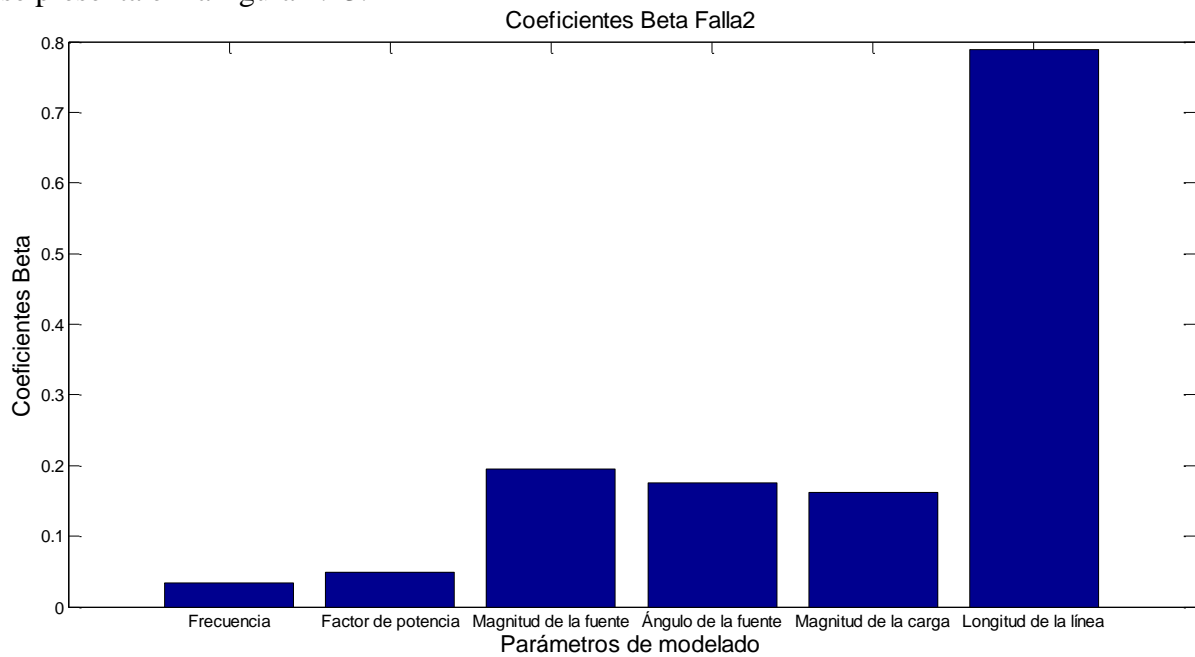


Figura 4.23. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando la técnica ANOVA.

d) Técnica Sobol

La gráfica resultante con la técnica Sobol se presenta en la figura 4.24.

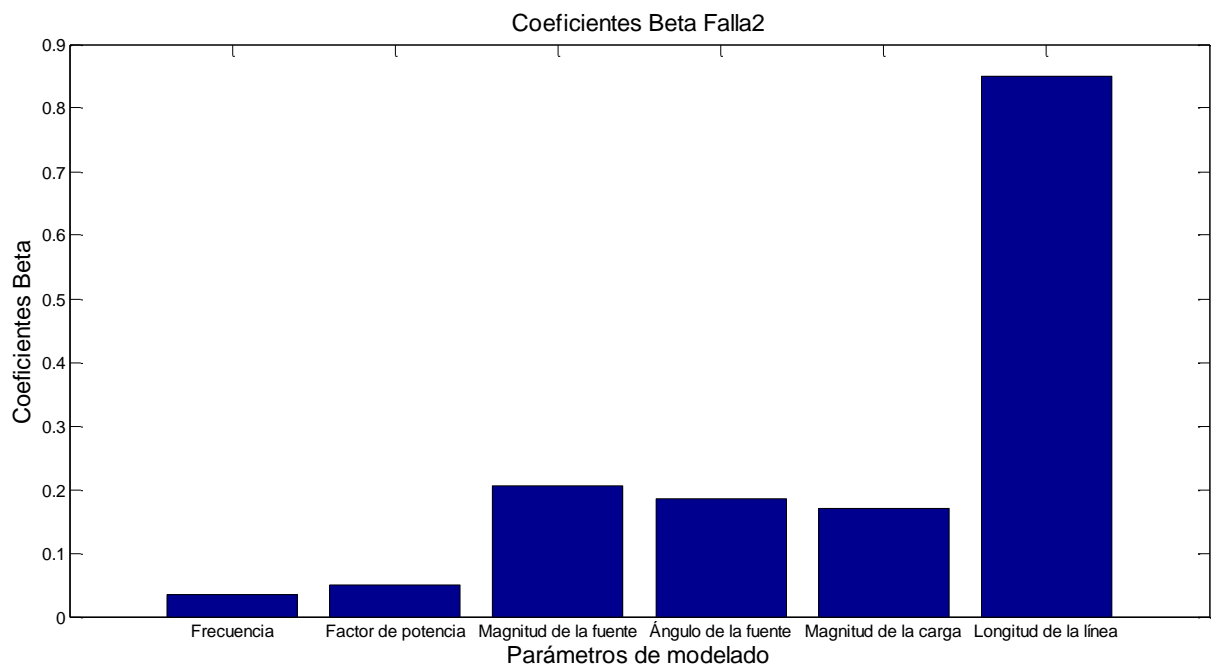


Figura 4.24. Análisis de sensibilidad para el MBC utilizando la técnica Sobol.

Al realizar el análisis de sensibilidad para la máquina de soporte vectorial se puede llegar a las mismas conclusiones. A pesar de que la técnica de regresión considera el modelo como lineal se presentan buenos resultados, por lo cual es conveniente usarla teniendo en cuenta el costo computacional tan bajo que tiene.

Para modelos aditivos la suma de los coeficientes Beta debería ser igual 1, sin embargo como los métodos de localización no presentan un comportamiento aditivo, no se cumple esta propiedad.

Una de las ventajas de utilizar el análisis de la varianza o la técnica Sobol es que se pueden determinar los efectos de orden total, los cuales permiten analizar cómo afecta la interacción de las variables en el desempeño de los métodos de localización. Sin embargo cuando la suma de los coeficientes Beta de todos los parámetros es alrededor de 1, significa que la interacción de las variables no tiene mucha influencia en el análisis de sensibilidad, por lo cual en estos casos no es relevante su cálculo.

En las principales referencias bibliográficas agrupan los coeficientes Beta de acuerdo a su valor. Cuando los coeficientes son mayores a 0.8 se dice que el parámetro es muy importante en el método. Cuando están entre 0.5 y 0.8 se dice que el parámetro es importante. Cuando están entre 0.3 y 0.5 se dice que el parámetro no es importante y cuando está por debajo de 0.3 se dice que el parámetro es irrelevante [CHAN97]. Cuando todos los coeficientes Beta de los parámetros obtenidos son irrelevantes se pueden estar presentando resultados falsos, por lo cual en este caso si es recomendable recurrir al análisis de la varianza o a la técnica Sobol.

Capítulo 5

5. Conclusiones y recomendaciones

Respecto al análisis de sensibilidad realizado, a los resultados obtenidos y las lecciones aprendidas a lo largo de esta investigación, se presentan las principales conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros.

5.1 Conclusiones generales y recomendaciones

La localización de las fallas en sistemas de distribución de energía eléctrica es fundamental para reducir el tiempo de duración de las interrupciones y mejorar la continuidad del suministro de energía eléctrica. Sin embargo, aspectos como la variación de algunos parámetros de modelado o las características cambiantes del terreno, imposibilitan un modelamiento exacto de los sistemas de distribución, lo cual afecta el buen desempeño de los localizadores.

Por lo tanto, con el fin de validar y ajustar los métodos de localización antes de implementarlos en un sistema de distribución, se implementó un análisis de sensibilidad para estudiar el comportamiento de los métodos, ante variaciones en los parámetros del modelo.

Las metodologías para realizar el análisis de sensibilidad se agrupan en tres clases principalmente: la de selección, la local y la global. En esta investigación, debido a la naturaleza del problema, se utilizó la metodología de análisis de sensibilidad global, ya que permite variar todos los parámetros de modelado analizados al mismo tiempo y dentro de rangos de incertidumbre diferentes.

Los métodos de localización de fallas tienen como datos de entrada las medidas de tensión y corriente en las fuentes de generación para calcular la distancia o la zona bajo falla, sin embargo estas medidas dependen de los parámetros de modelado del sistema de potencia, por lo cual éstos son los que se van a analizar. Los parámetros de modelado que se definieron para realizar el análisis de sensibilidad fueron: la frecuencia, factor de potencia, magnitud de la tensión en la fuente, desbalance de la fuente, magnitud de la carga, longitud de las líneas, resistividad del terreno y temperatura del conductor.

Para realizar un adecuado análisis de sensibilidad, se propuso en esta tesis un criterio heurístico para determinar la cantidad de estados operativos óptimos que se deben muestrear de acuerdo a la dimensión del espacio vectorial. El criterio heurístico se validó utilizando un método de localización basado en el modelo y un método de localización basado en el conocimiento, llegando a la conclusión que para obtener un análisis de sensibilidad correcto es necesario que la muestra obtenida represente adecuadamente el espacio total.

En investigaciones pasadas, el número de estados operativos que se evaluaban no estaba definido y simplemente se realizaba por criterio propio; sin embargo como resultado de esta tesis se demostró que evaluar una muestra sin tener en cuenta la dimensión del espacio vectorial puede presentar resultados falsos en el análisis de sensibilidad.

Por otra parte, para complementar el criterio heurístico se presentó una técnica de muestreo compuesta por un algoritmo traslacional y una búsqueda Tabú. El algoritmo

traslacional cumple las propiedades de un diseño de un latin hypercube utilizando un patrón de traslación, lo cual garantiza una mejor distribución de la muestra, y la búsqueda Tabú utiliza una función de optimización para maximizar la distancia entre los puntos. Con la validación se concluyó que utilizando el criterio heurístico y la técnica de muestreo implementada se llegan a resultados acertados sin utilizar tanto esfuerzo computacional.

Adicionalmente, se compararon los resultados de la técnica de muestreo implementada con una técnica de muestreo aleatoria. Con la técnica de muestreo aleatoria se pueden llegar a los mismos resultados pero realizando muchos más estados operativos, lo cual implica un costo computacional alto. Sin embargo con la técnica de muestreo no se puede asegurar con cuantos estados operativos se va a alcanzar el resultado correcto, por lo que se pueden llegar a analizar resultados falsos.

La técnica de muestreo implementada se validó en sistemas radiales y sistemas con generación distribuida presentando buenos resultados. Los sistemas de generación distribuida analizados consideran todas las fuentes de igual magnitud.

Posteriormente, en esta investigación se analizaron dos métodos de localización de fallas: un método basado en el modelo que parte del análisis realizado en Novosel y un método basado en el conocimiento que es la máquina de soporte vectorial. Es importante tener en cuenta que los resultados presentados en esta investigación, solamente son válidos para esos dos métodos y con los sistemas de distribución analizados, por lo tanto cuando se necesite validar el comportamiento de otro método, es necesario integrarlo a la metodología de análisis de sensibilidad y realizar su respectivo análisis.

Adicionalmente, se implementaron y compararon cuatro técnicas de sensibilidad: el análisis de regresión, los rangos de transformación, el análisis de la varianza (ANOVA) y la técnica Sobol. La diferencia en estas cuatro técnicas radica en que el análisis de regresión considera que la metodología evaluada es lineal, los rangos de transformación consideran que la metodología es monótona y el análisis de la varianza y la técnica Sobol consideran que la metodología es no lineal.

Teniendo en cuenta que los métodos de localización analizados presentan un comportamiento no lineal, se podría concluir que el análisis de la varianza o la técnica Sobol serían las más adecuadas. Sin embargo, es importante tener en cuenta que la técnica Sobol y el análisis de la varianza se basan en que la varianza total de una función se puede descomponer en una serie de sumandos que se utilizan para estudiar el efecto que tienen las variables de entrada en la salida, por lo tanto consideran que la metodología analizada presenta un comportamiento aditivo, lo cual no se cumple para los métodos de localización.

A pesar de que las cuatro técnicas de sensibilidad implementadas no representan adecuadamente las metodologías de localización, se pudo comprobar que con las cuatro técnicas se presentan los mismos resultados lo cual se puede justificar por evaluar la cantidad suficiente de estados operativos y la técnica de muestreo implementada. Como todas las técnicas presentan el mismo comportamiento, se recomienda utilizar el análisis de regresión para evaluar las metodologías de localización debido a que tiene menos costo computacional.

Es importante tener en cuenta que si se utiliza el análisis de regresión o los rangos de transformación y en los resultados del análisis todos los parámetros de modelado son irrelevantes, se puede tener un análisis de sensibilidad falso y en ese caso si sería necesario recurrir al análisis de la varianza o la técnica Sobol para comprobar los resultados.

Otra de las causas por la que todos los parámetros de modelado pueden llegar a ser irrelevantes es porque la interacción entre parámetros es lo que más está afectando. En este caso también se recomienda utilizar la técnica Sobol o el análisis de la varianza, ya que estas técnicas permiten analizar la interacción entre factores, lo cual no es posible con las demás técnicas.

Finalmente, la metodología de análisis de sensibilidad funciona adecuadamente para líneas subterráneas y aéreas; considerando cargas de tipo impedancia constante, potencia constante o corriente constante. Adicionalmente, permite variar las cargas y las líneas de manera independiente o global y se puede utilizar para métodos de localización de fallas que utilicen solamente medidas en la subestación o para métodos de localización que además de las medidas de la subestación, consideren medidas adicionales en algunos nodos del sistema.

Después de definir los parámetros de modelado que más afectan los métodos de localización, se recomienda realizar un análisis detallado para lograr crear algoritmos de compensación que permitan disminuir el efecto que tienen estos parámetros en el desempeño de los métodos de localización.

5.2 Trabajos futuros

Teniendo en cuenta el trabajo desarrollado y los logros alcanzados, se proponen como trabajos futuros de investigación:

- a) Analizar el comportamiento de los métodos de localización, al modelar los generadores distribuidos como fuentes de energía alternativa, cambiantes en el tiempo.
- b) Realizar una estrategia de zonificación de cargas que agrupe un conjunto de cargas de acuerdo a características como el tipo (industrial, comercial o residencial), o la potencia, lo cual permitiría analizar de manera independiente cada conjunto, sin que la dimensión del espacio vectorial aumente considerablemente.
- c) De acuerdo a los resultados obtenidos para los métodos de localización, analizar el tipo de compensación a realizar para disminuir el efecto que tienen algunos parámetros de modelado en el desempeño del localizador.
- d) Definir la forma adecuada de analizar la configuración de las líneas como otro parámetro de modelado a variar, teniendo en cuenta que esto es un parámetro cualitativo y no cuantitativo.
- e) Analizar la forma en que afecta el modelamiento de las cargas (potencia, corriente o impedancia constante), en el desempeño de los localizadores.
- f) Analizar el comportamiento de los métodos en un sistema de distribución de energía eléctrica subterráneo.

Bibliografía

- [ALZA13] Alzate, N. “Influencia de la variación de parámetros del sistema de potencia en la localización de fallas con métodos de clasificación,” Trabajo de Grado, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2013.
- [BEDO13] Bedoya, A. “Estrategia generalizada para la aplicación de métodos de localización de fallas basados en la estimación de la impedancia o MBM,” M.Sc, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2013.
- [BERT14] Bertrand, I.; Lemaitre, P. “A review on global sensitivity analysis methods,” Cornell University, 2014.
- [BILA14] Bilal, N. “Implementation of Sobol’s method of global sensitivity analysis to a compressor simulation model,” 22 International compressor Engineering Conference, 2014.
- [CHAN97] Chan, K., Saltelli, A., Tarantola, S. “Sensitivity analysis of model output: variance-based methods make the difference,” European Commission Joint Research Centre, Italia, 1997.
- [CODE13] Normas técnicas, CODENSA. Julio 2013.
http://likinormas.micodensa.com/Norma/lineas_aereas_rurales_distribucion
- [CONO15] Conover, W.; Iman, R. “Analysis of covariance using the rank transformation,” International Biometric Society, Vol. 38, pp. 715-724, 2015.
- [CORR12] Correa, E. “Mejoramiento de los índices de continuidad del servicio de energía eléctrica en sistemas de distribución, a partir de la determinación de la distancia a la falla,” Tesis Maestría, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2012.
- [CREG14] CREG, Comisión de Regulación de Energía y Gas, Colombia: Resolución CREG 179 de 2014.

- [DAGE00] Dagenhart, J. "The 40- Ω ground-fault phenomenon," Industry Applications, IEEE Transactions on, Vol.36, No.1, pp.30-32, Feb 2000.
- [EMTP95] Dommel, W. "Electromagnetic transient program EMTP theory book," Bonneville power administration, 1995.
- [GALL08] Gallego, R.; Escobar, A.; Toro, E. "Técnicas metaheurísticas de optimización," Grupo de Planeamiento Eléctrico, Universidad Tecnológica de Pereira, 2008, ISBN 9789587220070.
- [GIL13] Gil, W. "Clasificador robusto basado en máquinas de soporte vectorial para la localización de fallas en sistemas de distribución," Tesis de maestría, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2013.
- [GLOV02] Glover, F., Kochenberger, G. "Handbook of Metaheuristics," Kluwer Academic Publishers, United States, 2002.
- [GRAJ14] Grajales, C. "Método Robusto de Localización de Fallas en Sistemas Eléctricos de Distribución con Generación Distribuida," Tesis Maestría, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2014.
- [HOMM94] Homma, T.; Saltelli, A. "Global sensitivity analysis of nonlinear models importance measures and Sobol' sensitivity indices," European Commission, 1994.
- [HOMM96] Homma, T.; Saltelli, A. "Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models," Elsevier, pp. 1-17, 1996.
- [IEEE00] IEEE Distribution System Analysis Subcommittee "Radial Test Feeders". 2000. <http://www.ewh.ieee.org/soc/pes/sacom/testfeeders.html>
- [JIN05] Jin, R; Chen, W; Sudjianto, A. "An efficient algorithm for constructing optimal design of computer experiments," Journal of Statistical Planning and Inference, Vol.134, pp. 268-287, 2005.
- [LIEF05] Liefvendahl, M.; Stocki, R. "A study on algorithms for optimization of

- Latin hypercubes,” Journal of Statistical Planning and Inference, pp. 3231-3247, 2005.
- [LOPE12] López, I.; Salazar, R.; Rojano, A.; Ruiz, A. “Global sensitivity analysis of a greenhouse lettuce. Crop model,” *Agrociencia*, Vol. 46, pp. 383-397, 2012.
- [MCKA95] Mckay, M. “Evaluation prediction uncertainty,” Nuclear Regulatory Commission and Los Alamos National Laboratory Technical Report, 1995.
- [MARI13] Marín, J. “Análisis del efecto de la variación de parámetros de modelo de un sistema de distribución sobre las metodologías de localización de fallas paralelas,” Tesis Maestría, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2013.
- [MORA06] Mora, J. “Localización de Faltas en Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica usando Métodos basados en el Modelo y Métodos de Clasificación Basados en el Conocimiento,” Tesis Doctoral. Departamento Tecnologías de la Informática, Universidad de Girona, España, 2006.
- [MORA06a] Mora, J.; Bedoya, J.; Melendez, J. “Extensive Events Database Development using ATP and Matlab to Fault Location in Power distribution Systems,” IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, Caracas, 2006.
- [OSOR14] Osorio, J.; Mora, J.; Ríos, C., “Characterization of the power distribution systems as test bed for fault locators,” *Transmission & Distribution Conference and Exposition - Latin America (PES T&D-LA)*, 2014 IEEE PES, pp.1-6, Sept. 2014.
- [PERE09] Pérez, L.; Pérez, S.; Mora, J. “Diseño de una herramienta eficiente de simulación automática de fallas en sistemas eléctricos de potencia,” *Revista Dyna*, Vol. 164, 2009.
- [RAMI15] Ramírez, J., Perez, S., Mora, J. “Analysis of two fault locators considering operation variations of the power distribution systems,” 6th Latin American Symposium (LASCAS), Montevideo, 2015.
- [RUIZ11] Ruiz, J. “Comparación de métodos para el análisis de sensibilidad en modelos representados por redes,” Tesis Maestría, Universidad Central de Caracas, Venezuela, 2011.

- [SALI11] Salim, R.; Salim, K.; Bretas, A. "Further improvements on impedance-based fault location for power distribution systems," IET Gener. Transm. Distrib, Vol. 5, Iss. 4, pp. 467–478, 2011.
- [SOEH13] Soheli, R., Habshah, M., Anwar, F. "Statistical significance of rank regression," Applied Mathematical Sciences, Vol. 7, pp. 4067-4072, 2013.
- [SALT00] Saltelli, A., Chan, K. "Sensitivity Analysis," John Wiley & Sons Ltd. United Kingdom, 2000.
- [SALT04] Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., Ratto, M. "Sensitivity analysis in practice," John Wiley & Sons Ltd. United Kingdom, 2004.
- [SOBO01] Sobol, I. "Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates," Elsevier, Vol. 55, pp. 271-280, 2001.
- [SOBO01a] Sobol, I. "Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models. Review," Institute for Mathematical Modelling of the Russian Academy of Sciences, 2001.
- [VIAN09] Viana, F.; Venter, G., "An algorithm for fast optimal Latin hypercube design of experiments," International journal for numerical methods in engineering, United States, 2009.
- [YE00] Ye, K.; Li, W.; Sudjianto, A., "Algorithmic construction of optimal symmetric Latin hypercube designs," Journal of Statistical Planning and Inference, Vol. 90, 2000.
- [ZAPA13] Zapata, A., "Implementación y comparación de técnicas de localización de fallas en sistemas de distribución basadas en minería de datos," Tesis de Maestría, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, 2013.